



## 저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

도시계획학박사학위논문

# DSRC 기반 이동 프로브 자료를 이용한 동적 교통량 추정모형 개발

Development of Dynamic Traffic Volume Estimation Model  
Using DSRC Probe Data

2019년 8월

서울대학교 대학원  
환경계획학과 교통학전공  
이 승 봉

# DSRC 기반 이동 프로브 자료를 이용한 동적 교통량 추정모형 개발

지도교수 이 영 인

이 논문을 도시계획학 박사학위논문으로 제출함  
2019년 4월

서울대학교 환경대학원  
환경계획학과 교통학전공  
이 승 봉

이 승 봉의 박사학위논문을 인준함  
2019년 7월

위 원 장 \_\_\_\_\_ (인)

부 위 원 장 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)

위 원 \_\_\_\_\_ (인)



이 논문이 있기까지 시작과 끝을 함께해준  
많은 분들께 감사드리며,  
항상 믿고 의지하며 기다려준  
사랑하는 아내 혜숙이와 아들 수영이에게  
이 논문을 바칩니다.

## 국 문 초 록

교통상황 모니터링은 지능형교통시스템(Intelligent Transport System, 이하 ITS)에서 교통제어 및 관리를 위해 필수적이다. 국내 ITS가 도입된 이후 교통변수 모니터링을 위해 센서 기술을 기반으로 하는 다양한 검지기가 개발되었다. 기존 ITS 검지체계는 루프검지기, 영상검지기 등 고정된 지점 또는 구간에 대한 자료수집만 가능하다. 현재 공공에서 수집되고 있는 교통량의 전국 커버리지는 약 3%로 제한적인 정보만이 수집되고 있다. 기존 검지방식은 모니터링된 정보의 신뢰성을 보장하기 위해서는 막대한 예산과 자원이 필요하다. 또한 도로구간의 교통량 모니터링을 위해 설치된 루프검지기는 도로상에 매설되어있어 포장상태 변형에 따른 성능저하 시 유지관리가 어려워 신뢰할 만한 수준의 정보제공에 한계가 있다.

최근 IT기술의 발전으로 기존의 고정센서 수집체계에서 개별차량의 이동궤적을 수집할 수 있는 이동센서 수집체계로 변화하고 있다. 이로 인해 사용가능한 데이터의 양이 증가하고, 시·공간적범위가 전국으로 확대되면서 빅데이터 기반 모빌리티(mobility) 혁명시대로 패러다임이 변화하고 있다. 현재 고속도로는 차세대 지능형 교통시스템(Cooperative-Intelligent Transport Systems, 이하 C-ITS)에서 V2X기반으로 설계되고 있다. 또한 하이패스 이용률이 높아지면서(2018년 기준 80% 도달) 한 단계 진화된 요금징수체계로 스마트톨링(smart-tolling) 시스템이 도입되고 있다. 이러한 시대적 상황을 고려하였을 때 기존의 ITS 검지기반에서 V2X 환경을 고려한 교통상황 모니터링 기법개발의 필요성이 증가하고 있다.

ITS 인프라 관리와 차량검지기의 제한된 공간범위 장애물을 해결하기 위해서 모빌리티 데이터를 사용하여 도로구간에 대한 교통변수들을 추정하기 위한 연구들이 최근에 많이 소개되고 있다. 기존의 대부분 연구들은 통행속도, 통행시간에 초점을 맞추어 많은 연구가 진행되었으며, 뛰어난 추정정확도를 보여주고 있다. 그러나 교통량의 중요성에도 불구하고 동적

교통량(5분 단위) 추정에는 만족할만한 수준의 연구가 보고되지 않고 있다. 이와 같이 도로구간(미관측지점)에 대한 동적 교통량 추정은 차량검지기의 공간적범위의 한계를 극복하고, ITS에서 교통류 검지 인프라를 위한 예산 및 자원을 줄일 수 있는 새로운 연구주제이다.

본 연구에서는 이동 프로브 자료(DSRC)와 일정간격으로 설치된 관측 교통량을 이용하여 미관측지점의 동적 교통량 추정을 위한 모형을 개발하였다. 프로브 자료는 주어진 보급률에서 무작위 샘플로 전수 자료인 교통량의 시계열 변동성보다 클 것이다. 이러한 프로브의 시계열 변동성 감소를 위하여 변동성 축소모형(RM)을 개발하였다. 또한 샘플자료인 프로브를 교통량으로 전수화하기 위하여 전수화모형(EM, CM)을 개발하였다. 교통량 추정결과 RM과 CM을 융합한 RCM모형의 추정정확도가 가장 높았으며, 동적 교통량 추정 시 RM의 중요성을 확인할 수 있었다. RCM의 교통량 추정 정확도는 현재 루프검지기의 정확도와 비교하였을 때 경쟁력이 있음을 확인하였다. 또한, 차종별교통량 추정의 가능성을 검토한 결과 15분 단위 집계 시 신뢰할만한 수준의 결과를 보였다. 추가적으로 모형 성능평가 결과 관측지점 간의 간격이 80km 수준에서도 정확도의 차이가 크지 않았으며, 미관측지점의 위치에 상관없이 안정적으로 교통량 추정이 가능함을 확인하였다. 마지막으로 GPS자료를 이용한 전국단위 교통량 모니터링의 가능성을 확인하였다. 프로브 샘플율에 따른 시뮬레이션 분석결과 프로브 점유율 1%일 경우 오차율은 약 11%로 기존 ITS 검지체계와 비교할만한 성능을 보일 수 있음을 증명하였다.

본 연구는 개별차량 경로자료에 대한 잠재력을 인식하고, 다양한 분야로의 활용하기 위한 초기연구로, 앞으로 도로부문의 교통정보 수집체계의 변화 및 활용성 측면에서 크게 기여할 것으로 기대한다.

**주요어 :** 이동 프로브(DSRC), 동적 교통량 추정, 차종별 교통량 추정, 전수화계수모형, 변동성 축소모형, 전환모형

**학 번 :** 2014-31347

# 목 차

<b>제1장 서론</b> .....	<b>1</b>
제1절 연구의 배경 및 목적 .....	1
제2절 연구의 범위 및 방법 .....	4
제3절 연구의 수행체계 .....	6
 <b>제2장 이론 및 선행연구 고찰</b> .....	<b>8</b>
제1절 교통정보 수집기술 .....	8
제2절 검지기 정확도에 관한 연구 .....	11
제3절 이동 프로브 자료기반 교통변수 추정에 관한 연구 .....	14
제4절 기존 교통변수 추정모형의 한계 및 문제점 .....	20
제5절 본 연구의 차별성 및 기여도 .....	21
1. 연구의 차별성 .....	21
2. 연구의 기여도 .....	23
 <b>제3장 교통량 추정모형 개발</b> .....	<b>25</b>
제1절 모형개발 개요 .....	25
제2절 교통량 추정모형 개발 .....	27
1. 모형의 개발과정 정립 .....	27
2. 전수화계수모형(Expanding Model) .....	32
3. 변동성 축소모형(Reduction Model) .....	35
4. 교통량 전환모형(Converting Model) .....	42
5. 교통량 추정모형 .....	47
 <b>제4장 자료구축 및 특성분석</b> .....	<b>54</b>
제1절 구축개요 .....	54

1. 수집자료 선정 .....	54
2. 수집자료 내용 및 범위 .....	55
제2절 자료구축 방법 .....	57
1. 관측교통량 구축 .....	57
2. 프로브 교통량 구축 .....	58
제3절 수집자료 특성분석 .....	60
1. 프로브 교통량 행태분석(점유율) .....	60
2. 프로브 대수와 교통량 관계 .....	61
3. 프로브 자료 변동성 축소결과 .....	63
<b>제5장 개발모형 적용결과 .....</b>	<b>69</b>
제1절 평가개요 .....	69
제2절 평가 설계 .....	70
1. 비교대상 설정 .....	70
2. 평가지표 설정 .....	71
제3절 파라미터 최적화 .....	74
제4절 교통량 추정결과 .....	78
1. 교통량 추정결과 요약 .....	78
2. 요일별 상세분석 .....	80
3. 차종별 교통량 추정결과 .....	83
4. VDS 교통량과 비교 .....	92
제5절 결과 요약 .....	94
<b>제6장 개발모형 성능평가 .....</b>	<b>95</b>
제1절 성능평가 개요 .....	95
제2절 공간적범위 확대에 따른 모형 성능평가 .....	96
1. 교통량 추정결과 요약 .....	96
2. 요일별 상세분석 .....	98



3. 차종별 교통량 추정결과 .....	101
4. VDS 교통량과 비교 .....	105
제3절 미관측지점 위치에 따른 모형 성능평가 .....	106
1. 미관측지점 : 시흥TG .....	107
2. 미관측지점 : 청계TG .....	109
3. 미관측지점 : 성남TG .....	111
제4절 점유율에 따른 모형 성능평가 .....	113
1. 프로브 점유율 : 20% .....	114
2. 프로브 점유율 : 10% .....	115
3. 프로브 점유율 : 5% .....	116
4. 프로브 점유율 : 3% .....	117
5. 점유율에 따른 모형 성능평가 .....	118
제5절 결과 요약 .....	119
 <b>제7장 결론 및 향후 연구 .....</b>	<b>120</b>
제1절 결론 .....	120
제2절 향후 연구 .....	123
 <b>참고문헌 .....</b>	<b>126</b>

## 표 목차

<표 2-1> VDS 형태에 따른 장·단점 비교 .....	9
<표 3-1> 입력 자료별 교통량 추정모형 적용 범위 .....	26
<표 3-2> 교통량 추정모형 정의 .....	47
<표 4-1> 프로브 대수와 교통량과의 관계(분석대상일) .....	61
<표 4-2> 원시 프로브 대수와 보정된 프로브 대수 비교 .....	66
<표 4-3> 분석 자료의 상대적 변동성 비교분석결과 .....	68
<표 5-1> 파라미터 최적화 분석결과 .....	75
<표 5-2> 교통량 추정결과(Model Type ①) .....	78
<표 5-3> 교통량 추정결과(Model Type ②) .....	79
<표 5-4> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(공간적범위 ①) .....	84
<표 5-5> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(공간적범위 ①) .....	88
<표 5-6> 교통량 추정결과(Model Type ① : 공간적범위 ②) .....	96
<표 5-7> 교통량 추정결과(Model Type ② : 공간적범위 ②) .....	97
<표 5-8> 차종별 교통량 추정결과(수요일 : 공간적범위 ②) .....	101
<표 5-9> 미관측지점 위치에 따른 기하구조 특성 .....	106
<표 5-10> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 시흥TG) .....	108
<표 5-11> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 청계TG) .....	110
<표 5-12> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 성남TG) .....	112

## 그림 목차

<그림 1-1> 연구의 수행체계 .....	7
<그림 3-1> 경로자료를 이용한 교통량 추정모형 개념도 .....	25
<그림 3-2> 원시자료와 이동평균값(moving average) 비교 .....	38
<그림 3-3> 교통량과 프로브 자료의 이동평균값 비교() .....	39
<그림 3-4> 상대적인 변동성(relative variation) 분포 .....	40
<그림 3-5> 프로브 대수의 교통량 전환을 위한 곡선식 .....	43
<그림 3-6> 관측교통량의 빈도분포 .....	44
<그림 3-7> 교통량 전환모형(CM) 개념 .....	46
<그림 4-1> 분석대상(Test-bed) 구간 .....	55
<그림 4-2> 분석의 공간적, 시간적 범위 .....	56
<그림 4-3> TCS교통량과 VDS교통량 비교(서울TG) .....	57
<그림 4-4> DSRC 교통정보 수집방법 .....	58
<그림 4-5> 고속도로 RSE 구축현황 .....	59
<그림 4-6> 교통량에 따른 DSRC 점유율 .....	60
<그림 4-7> 교통량과 프로브 대수와의 관계 .....	62
<그림 4-8> 프로브 자료 점유율에 따른 시계열 변동 .....	63
<그림 4-9> 프로브 대수 보정결과(관측지점 : 상류부) .....	64
<그림 4-10> 보정된 프로브와 교통량의 시계열변화(관측지점 : 상류부) .....	65
<그림 4-11> 프로브 대수 보정결과(미관측지점) .....	65
<그림 4-12> 보정된 프로브와 교통량의 시계열변화(미관측지점) .....	66
<그림 4-13> 원시 프로브대수와 보정된 프로브대수 비교 .....	67

<그림 5-1> 개발모형의 평가과정 .....	69
<그림 5-2> 적중률(HR, %) 산출개념도 .....	72
<그림 5-3> 파라미터 최적화결과(Model type ①) .....	76
<그림 5-4> 파라미터 최적화 결과(Model type ②) .....	77
<그림 5-5> 교통량 추정결과(평일, 수요일 : 공간적범위 ①) .....	80
<그림 5-6> 교통량 추정결과(주말, 일요일 : 공간적범위 ①) .....	81
<그림 5-7> 교통량 추정결과(공휴일, 어린이날 : 공간적범위 ①) .....	82
<그림 5-8> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ①) ·	85
<그림 5-9> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ①) ·	86
<그림 5-10> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(60분: 공간적범위 ①) ·	87
<그림 5-11> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ①)	89
<그림 5-12> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ①)	90
<그림 5-13> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(60분: 공간적범위 ①)	91
<그림 5-14> 교통량 검증결과(청계TG : 공간적범위 ①) .....	92
<그림 5-15> TCS 교통량과 VDS 교통량 비교(청계TG) .....	93
<그림 5-16> 교통량 추정결과(평일, 수요일 : 공간적범위 ②) .....	98
<그림 5-17> 교통량 추정결과(주말, 일요일 : 공간적범위 ②) .....	99
<그림 5-18> 교통량 추정결과(공휴일, 어린이날 : 공간적범위 ②) ·	100
<그림 5-19> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ②)	102
<그림 5-20> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ②)	103
<그림 5-21> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(60분: 공간적범위 ②)	104
<그림 5-22> 교통량 검증결과 비교(청계TG : 공간적범위 ②) .....	105
<그림 5-23> Test-bed : 미관측지점 위치에 따른 모형성능평가 ···	106
<그림 5-24> 교통량 추정결과(미관측지점 : 시흥TG) .....	107
<그림 5-25> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 시흥TG, 15분) ··	108
<그림 5-26> 교통량 추정결과(미관측지점 : 청계TG) .....	109

<그림 5-27> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 청계TG, 15분) ..	110
<그림 5-28> 교통량 추정결과(미관측지점 : 성남TG) .....	111
<그림 5-29> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 성남TG, 15분) ..	112
<그림 5-30> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 20%) .....	114
<그림 5-31> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 10%) .....	115
<그림 5-32> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 5%) .....	116
<그림 5-33> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 3%) .....	117
<그림 5-34> 프로브 점유율에 따른 모형성능평가 .....	118

## 용어 정리

AADT	: 연평균 일교통량(Annual Average Daily Traffic volume)
CM	: 교통량 전환모형(Converting Model)
DSRC	: 단거리 전용통신(Dedicated Short Range Communications)
EM	: 전수화계수모형(Expanding Model)
GPS	: 위성항법시스템(Global Positioning System)
HR	: 적중률(Hitting Rate)
MAE	: 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)
MAPE	: 평균 절대 백분위 오차(Mean Absolute Percent Error)
MRPE	: 평균 상대 백분위 오차(Mean Relative Percentage Error)
OBU	: 개인 차량 단말기(On Board Unit)
RM	: 변동성 축소모형(Reduction Model)
RPD	: 시계열에 따른 상대적 변동성(Relative percentage difference)
RPE	: 상대 백분위 오차(Relative Percentage Error)
RSE	: 노변 검지기(Road Side Equipment)
RV	: 상대적 변동성(Relative Variation)
SDRPE	: 상대 백분위 오차의 표준편차(Standard Deviation Relative Percentage Error)
SSE	: 잔차제곱합(Sum of Square Error)
TCS	: 통행료 전자지불시스템(Toll Collection System)
VDS	: 차량검지시스템(Vehicle Detection System)

## 제1장 서론

### 제1절 연구의 배경 및 목적

교통량 모니터링은 지능형 교통 시스템(Intelligent Transport Systems, 이하 ITS)의 교통제어 및 관리를 위해서 필수적이다. 국내에 ITS 도입된 이후 교통류 변수(교통량, 속도, 밀도 등)를 모니터링하기 위해 도로 내 및 도로 위의 센서 기술을 기반으로 하는 다양한 차량 감지기가 개발되었다. 기존 ITS 감지체계는 루프감지기, 영상감지기, 레이더 감지기 등 공간 범위가 고정된 지점 또는 고정된 짧은 길이로 제한된다는 사실로 인해 수집되는 자료들은 즉각적이고 정확한 모니터링을 위해 사용되었다. 하지만, 기존의 감지방법은 모니터링된 정보의 신뢰성을 보장하기 위해서는 광범위한 예산과 자원이 필요하다. 또한, 차량 감지기는 현장에 설치된 후 많은 경우 변경 없이 운영된다. 특히, 도로 구간의 동적 교통 정보 수집을 위해서 설치된 루프감지기는 도로상에 매설되어 있어 포장 상태 변형에 따른 감지 성능 저하 시 유지관리가 어렵다. 이는 루프감지기의 유지관리를 위해서는 차량 통제가 필수적이기 때문이다.

ITS 인프라 관리의 관점과 차량감지기의 제한된 공간 범위의 장애물을 해결하기 위해 모빌리티 데이터를 사용하여 도로구간 또는 미관측지점에 대한 교통변수들을 산출하기 위한 여러 가지 연구를 문헌 검토에서 소개하였다. 기존의 연구들은 통행속도, 통행시간에 초점을 맞추어 많은 연구가 진행되어왔으며, 사용된 데이터에 따라 놀랄 만큼 뛰어난 추정 정확도를 보여주고 있다. 그러나 교통량의 중요성에도 불구하고, 모빌리티 데이터(내비게이션, 스마트폰, DSRC 등)의 조건 하에서도 여전히 동적 교통량 추정에 대해서는 만족할만한 수준의 연구가 보고되지 않고 있다. 이와 같이, 미관측지점에 대한 동적 교통량 추정은 공간적으로 제한된 차량감지기 범위를 해결하고, ITS에서 교통류 감지 인프라를 위한 예산 및 자원을 줄이기 위한 새로운 연구 주제이다.

도로구간의 동적 교통량 추정을 위해 본 연구에서는 이동 프로브 자료와

일정 간격으로 설치된 관측지점의 교통량 자료를 이용하였다. 이동 프로브 자료는 개별차량의 경로 정보가 수집 가능한 자료로, 하이패스 단말기 (On Board Unit, 이하 OBU)를 장착한 차량이 노변의 검지기(Road Side Equipment, 이하 RSE)를 통해 경로자료 수집이 가능한 DSRC자료, 스마트폰 및 내비게이션을 통해 수집되는 GPS자료가 대표적이다. 여기서, 이동 프로브 자료는 움직이는 검지기로서의 역할을 수행하며, 기존 ITS 검지기의 공간적 제약의 한계를 극복할 수 있는 장점이 있다. 하지만 프로브 자료는 샘플자료이므로, 교통량 추정을 위해서는 전수화 과정이 필요하다. 프로브 자료의 교통량 전수화를 위해서는 관측교통량 자료는 필수적으로 요구되는 자료이며, 프로브 자료와의 관계를 이용하여 동적으로 교통량 추정이 가능하다. 즉, 교통량 추정결과는 도로 구간에서 수집되는 프로브 자료와 관측교통량 자료의 신뢰성 확보가 가능할 때 만족할만한 수준의 정확도를 보장할 수 있다.

본 연구에서는 이동 프로브 자료 기반의 동적 교통량 추정모형을 개발하고자 하며, 이를 검증하기 위한 Test-bed로 서울외곽순환 고속도로 구간을 선정하였다. 고속도로 구간의 경우 하이패스(hi-pass) 단말기를 장착한 차량이 도로구간을 주행할 때 DSRC(Dedicated Short Range Communication) 통신을 통해 노변에 설치된 RSE를 통해서 개별차량의 이동 프로브 자료 수집이 가능하다. RSE는 현재 고속도로 전 구간에 걸쳐 약 4km 간격으로 설치되어 있으며, 비매설식 검지기로 유지관리가 용이하며, 검지 자료의 정확도도 매우 우수하다. 또한, 하이패스 단말기 등록 시 차량 정보를 저장하기 때문에 검지된 차량의 차종 정보 수집이 가능하여 차종별 교통량 추정이 가능하다. 2015년 10월 이후부터는 중대형 화물차(4.5톤 이상)에 대해서도 하이패스가 확대 시행됨에 따라 전 차종에 대한 정보 수집도 가능하다. DSRC자료는 내비게이션 및 핸드폰으로 수집되는 GPS와 마찬가지로 개별차량 경로자료의 역할을 수행하며, 전수 자료가 아닌 샘플자료이다. 프로브 자료를 이용하여 교통변수를 추정한 연구들을 살펴보면 프로브의 샘플율은 연구의 성과를 결정하는 매우 중요한 요소로 알려져 있다.



하이패스 단말기는 2007년 도입이 시작되었고, 2018년 기준 하이패스 이용률은 80%에 육박했다. 2007년 도입 당시 이용률인 15.7%에서 단말기 보급대수는 계속 증가추세에 있다. 하지만 DSRC 자료의 샘플율은 하이패스 이용률과 동일하지 않다. 하이패스 단말기는 통신방식에 따라 RF(Radio frequency)방식과 IR(Infrared ray)방식이 존재하며, 저가형 단말기는 IR방식을 채택하고 있다. IR방식은 적외선을 이용한 송수신 방식으로 하이패스 단말기와 요금소 안테나 간의 통신만 가능하고, 본선의 RSE와는 통신이 되지 않는 한계가 있다. 2018년 5월 2주일 DSRC 자료를 살펴본 결과 본선 RSE에 수집되는 RF방식의 하이패스 단말기는 약 38%로 분석되었고, 이는 전체 모수를 대표할 수 있을 정도로 상당히 높은 수치이다. DSRC자료는 차량검지기의 제한된 공간 범위의 장애물을 해결할 수 있으며, 높은 샘플율을 보이고 있어 고속도로 내에서 적용 가능한 자료 중 가장 우수한 자료라고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 기존의 지점 검지방식에서 벗어나 개별차량의 경로자료 구축이 가능한 DSRC 자료를 활용하여 교통량을 추정하고자 한다.

현재 고속도로의 실시간 교통량 모니터링을 위해서 1km 간격으로 개별차로에 설치된 매설식 루프검지기를 통해서 VDS(Vehicle Detection System)자료가 수집되고 있다. 하지만 앞서 언급한대로 유지보수 문제로 정확한 교통수집에 한계가 있다. 특히 혼잡완화를 위해 운영되고 있는 갓길차로 구간에는 검지기가 설치되지 않아 갓길차로가 운영되고 있는 전구간의 교통량은 과소추정 되는 문제가 발생하고 있다. 이러한 이유로 관측교통량은 VDS자료를 사용하지 않고, 본선TG의 TCS(Toll Collection System)자료를 이용하여 교통량 추정모형을 검증하고자 한다.

본 연구에서 개발하고자 하는 이동 프로브 자료 기반의 교통량 추정방법은 단기적으로 기존 VDS 검지체계를 보완하고, 검증하는데 활용이 가능하며, 장기적으로는 기존 검지체계를 대체할 수 있을 것이다. 또한, 동적 교통량 수집체계 구축분야뿐만 아니라, 다양한 분야에서 활용이 가능하며, 신뢰할만한 수준의 정확도를 보장할 수 있을 것이다.

현재 고속도로는 차세대 지능형 교통시스템(Cooperative-Intelligent

Transport Systems, 이하 C-ITS)에서 V2X(V2I, V2V) 기반으로 설계되고 있다. 또한, 하이패스 이용률이 높아지면서(2018년 기준 80% 도달) 정부에서는 2020년부터 하이패스를 한 단계 진화시킨 스마트톨링 시스템을 도입할 예정이다. 2016년부터는 민자 고속도로 구간에 중간 통행료 정산 없이 한 번에 통행료를 지불할 수 있는 원톨링 시스템을 구축하여 운영되고 있는 실정이다. 이러한 시대적 상황을 고려하여 기존의 ITS 검지기 기반에서 V2X환경과 Smart-tolling을 고려한 교통량 모니터링 기법개발 필요성이 커지고 있다.

본 연구에서는 새로운 방법론을 통하여 고속도로 미관측지점에 대하여 동적 교통량을 산정하고자 하며, 개별차량 이동 프로브자료(DSRC)의 잠재력을 입증하고 기존의 루프검지기 기반의 검지체계를 변화시킬 수 있는 새로운 방법론을 제시하고자 한다. 또한, 모형성능 평가를 통해서 관측지점의 적정 간격에 대하여 살펴보고자 하며, 점유율에 따른 모형의 성능평가를 통해 상대적으로 점유율이 낮은 GPS자료의 활용 가능성을 검토해보고자 한다.

## 제2절 연구의 범위 및 방법

본 연구의 시간적 범위는 2018년 5월 5일~12일 8일치 자료를 기준으로 입력 자료를 구축하였으며, 자료의 집계단위를 5분 단위로 구축하였다. 해당기간은 공휴일과 대체휴무일 및 평일, 주말 모든 자료가 포함된 기간으로 교통상황에 따른 교통량 추정의 정확도를 판단하기에 이상적인 기간으로 판단하였다. 본 연구의 동적 교통량 추정을 위한 기본 개념은 기존 ITS 검지방식과 달리 개별차량 경로자료를 활용하여 V2I 기반으로 교통량을 추정할 수 있는 모형을 개발하고자 한다. 즉, 일정 간격으로 설치된 양호한 상태의 검지기자료(관측교통량)와 경로자료를 이용하여 수집된 프로브 대수를 이용하여 미관측지점의 교통량을 동적으로 추정하고자 한다. 여기서, 이동 프로브 자료는 움직이는 검지기의 역할을 수행하며, 검지기가 설치되지 않더라도 프로브 대수를 이용하여 미관측지점에 대하

여 교통량을 추정하고자 한다.

관측교통량은 양호한 상태의 검지기 즉, 교통량을 정확하게 수집이 가능한 장비(Radar 검지기, 영상검지기, VDS, TCS, 스마트톨링 등)는 모두 대상이 될 수 있다. 또한, 관측지점 사이에 통행의 진·출입이 발생하는 교차로 및 IC, JC의 존재와 상관없이 신뢰할만한 수준의 정확도를 갖는 교통량 추정모형을 개발하고자 한다. 이를 위하여 본 연구에서는 관측지점 간의 거리확장에 따른 개발모형의 성능을 평가하였고, 추가로 미관측지점 위치에 따른 모형의 성능을 분석하였다.

본 연구에서는 개발 알고리즘을 검증하기 위한 Test-Bed로 고속도로 개방식 구간을 선정하였다. 본선형 TG가 존재하는 개방식 구간을 Test-Bed로 설정한 이유는 관측 자료의 정확도 때문이다. 관측 자료의 정확도는 개발모형의 신뢰성 및 검증에 있어서 매우 중요한 요소이기 때문이다. 한국도로공사는 TCS를 이용하여 고속도로 톨게이트(tollgate)를 통과하는 차량들로부터 요금을 징수할 뿐만 아니라, 고속도로에서의 모든 차량에 대한 통행 정보를 수집하고 있다. TCS를 통해 수집되는 자료는 요금정산과 관련된 자료로서 도로공사에서 수집되는 자료 중 수집의 정확도는 가장 높은 것으로 알려져 있다. 반면에 본선 상에 설치된 VDS자료는 유지보수 문제 및 갓길차로 구간 미설치 등의 문제로 과소 산정되는 문제가 발생하여 Test-bed로 설정하지 않았다.

공간적범위는 DSRC자료와 정확한 관측자료 수집이 가능한 서울외곽 고속도로 김포IC~남양주IC 구간에 포함된 TG로 설정하였다. 해당구간에 포함된 TG는 김포, 시흥, 청계, 성남, 구리남양주TG로 총 5개 지점이며, 분석 대상구간에 포함된 TG는 모두 본선형 TG로 구성되어있다. 교통량 추정은 5분 단위이며, 전 차종 교통량 추정과 차종별 교통량 추정의 가능성을 검토하고자 한다. 추가로 모형의 성능평가를 위해서 공간적범위 확장에 따른 평가, 미관측지점 위치에 따른 평가, 점유율에 따른 성능평가를 수행하고자 한다. 이를 통해서 관측지점의 적정위치 검토 및 기하구조 및 진출입 지점과 관계없이 안정적으로 교통량 추정이 가능한 모형을 개발하고자 한다. 또한 점유율에 따른 모형성능 평가결과를 통해 상대적으로 점유율이 낮은 GPS자료의 적용 가능성을 검토하였다.

### 제3절 연구의 수행체계

본 연구는 서론, 이론 및 선행연구 고찰, 모형개발, 자료구축 및 특성 분석, 개발모형 적용평가, 개발모형 성능평가, 결론 및 향후 연구로 수행되며, 연구의 수행체계는 그림 <1-1>과 같다.

2장에서는 기존의 실시간 교통정보 수집기술 검토와 검지기 정확도와 관련한 국내·외 연구를 고찰하였다. 이를 통해서 기존 ITS 검지체계의 현황 및 문제점을 살펴보았다. 그리고 기존 ITS 검지체계의 한계점을 극복하기 위하여 모빌리티 데이터를 이용하여 교통변수(통행속도, 통행시간 등)를 동적으로 추정한 연구들을 살펴본 후 선행연구의 한계 및 문제점을 살펴보았다. 이를 통해 연구의 방향 및 접근법을 설정하고 본 연구의 차별성과 기여도를 도출하였다.

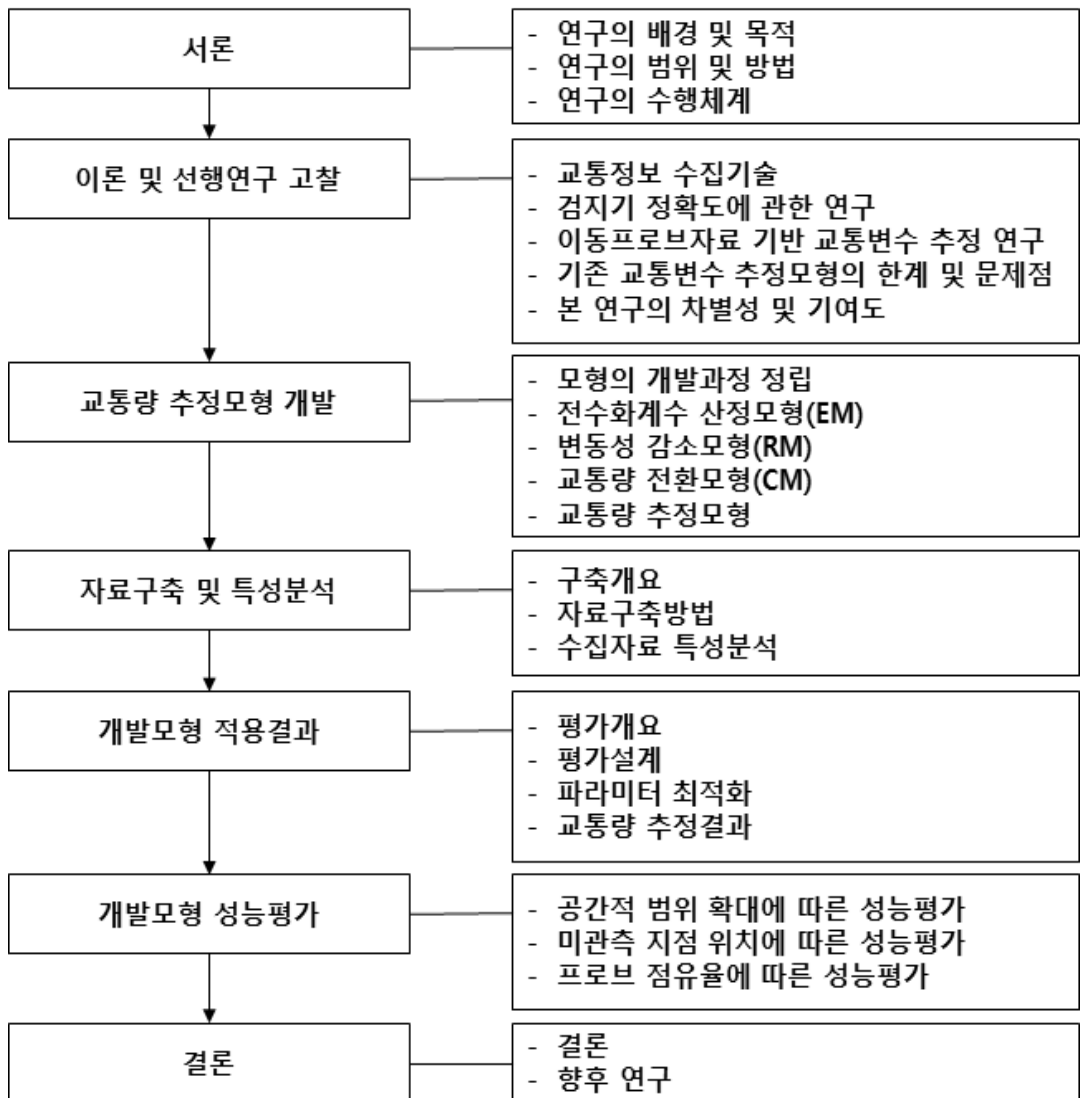
3장에서는 이동 프로브 자료 기반의 동적 교통량 추정모형을 개발하였다. 교통량 추정모형 개발을 위하여 모형의 개발과정을 정립하고, 교통량 추정을 위하여 전수화계수모형(EM), 변동성 축소모형(RM), 교통량 전환 모형(CM)을 개발하였다. 교통량 추정모형은 세 가지 모형의 조합을 통해 개발하였다. 추가적으로 프로브 자료 또는 관측교통량 자료가 차종 구분이 가능한 경우에 대하여 차종별 교통량 추정을 위한 모형을 개발하였다. 차종별 교통량 추정모형은 프로브 자료기반 모형과 관측교통량 자료기반 모형 두 가지 형태로 개발하였다.

4장에서는 자료구축 개요와 구축방법을 설명하였다. 자료구축 개요에서는 입력자료 선정 및 공간적범위를 설정하였고, 자료구축에서는 DSRC 자료를 이용한 프로브 교통량 산정방법과 관측교통량 선정 이유를 설명하고 프로브 대수와 교통량 간의 관계를 분석하였다. 마지막으로 변동성 축소모형을 통해 보정된 프로브 자료에 대하여 검증을 수행하였다.

5장에서는 개발모형 추정결과를 종합적으로 평가하기 위하여 평가 설계 및 모형에 사용되는 파라미터를 최적화한다. 교통량 추정결과는 개발된 모형별 교통량 추정결과에 대하여 요일별 차종별 비교를 수행하였고, 기존 검지체계인 VDS 자료와의 검증을 수행하였다.

6장에서는 교통량 추정모형의 성능평가를 위하여 공간적범위 확대에 따른 평가, 미관측지점 위치에 따른 평가를 수행하였다. 이를 통해 관측 지점의 적정 설치 간격에 대한 검토와 미관측지점 위치에 따른 추정 정확도의 안정성을 살펴보았다. 또한, 프로브 점유율에 따른 평가를 수행을 통해 상대적으로 점유율이 낮은 GPS 자료의 적용 가능성을 검토한다.

마지막 7장에서는 본 연구의 결론 및 시사점과 활용방안을 제시하였고, 개발된 모형의 고도화를 위한 향후 연구를 제시하도록 한다.



<그림 1-1> 연구의 수행체계

## 제2장 이론 및 선행연구 고찰

### 제1절 교통정보 수집기술

실시간 교통류 상태 모니터링은 지능형 교통시스템(ITS)의 교통 제어 및 관리에 필수적이다. ITS가 도입 된 이후, 교통류 변수(교통량, 속도, 밀도 등)를 모니터링하기 위해 도로 내 및 도로 위의 센서(sensor) 기술을 기반으로 하는 다양한 차량 검지기가 활용되었다. ITS에서 가장 핵심이 되는 교통정보는 교통량(volume)과 속도(speed)이며, 이는 검지기의 특성에 따라 지점과 구간정보로 수집되고 있다.

ITS 초기에는 VDS(Vehicle Detection System), CCTV(Closed Circuit Television)와 같이 지점검지를 대상으로 한 수집 시스템, AVI(Automatic Vehicle Identification), Beacon과 같은 구간검지 기반의 수집 시스템을 이용한 교통정보 수집방법이 개발되었다. 지점검지 기반의 교통정보는 구간 정보 생성하는 과정에 있어 정확성 및 신뢰도가 저하되기 때문에 구간검지 기반의 수집 시스템을 활용하였다.

지점검지 기술은 검지기가 설치된 특정지점을 통과하는 차량의 교통정보를 수집함으로써, 해당 지점의 교통정보를 가공 및 생성한다. 대표적인 지점검지 기술은 차량검지시스템(VDS)이 있으며, 도로 본선에 매설하여 교통정보를 수집하는 매설형 검지기와 도로변에 설치하여 수집하는 비매설형 검지기로 구분된다. 매설형 VDS는 루프식, 자기식 등이 있으며, 현재 고속도로 대부분 구간에는 루프식이 설치되어 있다. 비매설형 VDS는 영상식, 초단파식, 적외선식, 초음파식 등이 개발되었고, 영상식이 가장 많이 사용되고 있다.

VDS는 해당 도로지점에서 차로별로 통과하는 개별 차량의 속도, 차량길이, 점유율, 통과시각 등의 정보를 수집하여 일정 주기(예: 1분, 5분)로 교통정보를 센터에 제공한다. 센터에서는 수집된 정보를 이용하여 단위시간(5분, 15분, 1시간)당 가공된 교통량, 평균속도, 점유율 등의 정보를 생성한다.

VDS 형태별 장·단점을 살펴보면, 대표적인 매설형 검지기인 루프검지기는

검지율이 우수하고, 비교적 설치비용이 저렴한 반면 포장상태 변형에 따른 검지성능 저하의 단점이 존재한다. 비매설형의 대표적 검지기인 영상식은 유지관리가 용이하며, 1대의 카메라가 여러 차로 검지가 가능한 장점이 있지만, 비용이 고가이며 기상상태에 따라 영상오류가 발생할 수 있다.

VDS 검지기 형태별 장단점을 살펴보면 대표적인 매설형 검지기인 루프식은 검지율이 우수하고, 상대적으로 설치비용이 저렴한 반면, 포장상태 변형에 따른 검지성능 저하의 단점이 있다. 현재 고속도로의 실시간 교통정보 수집을 위해서 매설형 루프검지기가 설치되어 있으며, 설치현황을 살펴보면 총 7,538대로(2018년 기준) 평균 약 1km당 검지기가 차로별로 설치되어 있다. 매설형 루프검지기는 초기에 설치가 완료되면 포장상태 변형에 따라 검지성능 저하 시 유지보수가 현실적으로 어려운 한계가 있다. 특히, 최근 들어 갓길차로, 버스전용차로 등의 설치로 인해 정상적으로 가동되지 않는 검지기가 증가하고 있으며, 이로 인해 과소 추정되는 문제가 발생하고 있다.

<표 2-1> VDS 형태에 따른 장·단점 비교

구 분		장점	단점
매설형	루프식 (Loop)	<ul style="list-style-type: none"> <li>검지율 우수</li> <li>검지정보 신뢰성 우수</li> <li>설치비용 저렴</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>포장상태 변형에 따른 검지성능 저하</li> <li>유지관리 시 차량통제 필요</li> <li>차종구분 불가능</li> </ul>
	자기식 (Magnetic)	<ul style="list-style-type: none"> <li>루프매설 필요 없음</li> <li>검지영역 조절 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>포장커팅과 도로굴착 필요</li> <li>정지차량 검지 불가</li> </ul>
비매설형	영상식 (Image)	<ul style="list-style-type: none"> <li>유지관리 시 교통차단 불필요</li> <li>1대의 카메라로 다차로 검지 가능</li> <li>검지영역 조절 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>영상인식 오류가능</li> <li>기상상태의 영향을 받음</li> <li>설치비용 고가</li> </ul>
	초단파식 (Microwave)	<ul style="list-style-type: none"> <li>기상문제 영향 적음</li> <li>속도의 직접 측정 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>전파력과 주파수 사용 제한적</li> <li>설치비용 고가</li> </ul>
	적외선식 (Infrared)	<ul style="list-style-type: none"> <li>다차로 동시 운영 가능</li> <li>설치 시 교통 흐름에 영향을 적게 미침</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>전기장애 문제점 발생가능</li> <li>기상상태에 영향을 받음</li> </ul>
	초음파식 (Ultrasonic)	<ul style="list-style-type: none"> <li>차량 높이에 따른 차종구분 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>설치비용 고가</li> <li>온도/기압변화 영향 받음</li> </ul>

자료 : 도시부 간선도로 교통정보 수집·제공 방안 연구, 국토교통부 (2010)

구간검지기기술은 해당구간의 시점/종점을 통과하는 차량을 대상으로 2개 지점의 통과시간 차이와 거리를 이용하여 구간정보를 생성하는 기술이다. 구간검지는 도로에 주행 중인 차량의 번호판을 수집하는 차량자동인식장치(AVI)와 무선통신을 이용하여 교통정보를 수집할 수 있는 근거리 무선통신(Dedicated short range communication, 이하 DSRC) 방식이 있다.

차량자동인식장치(AVI)는 해당구간을 통과하는 개별차량의 번호판을 수집·판독하여 정보매칭(matching)을 통하여 교통정보를 수집·가공하는 기술이다. 교통정보 수집 대상범위의 통행행태를 고려하여, 교통정보가 필요한 주요 축에 설치하여, 구간속도, 통행시간 등의 정보를 수집하고 있다. AVI는 구간정보를 생성할 수 있는 장점이 있지만, 무선통신기술과 비교하여, 기상상태(안개, 강우, 강설 등) 및 야간에 번호판 인식률이 낮은 한계가 존재한다. 또한, 번호판 표면에 이물질로 인하여 판독오류의 가능성도 존재한다. 현재 고속도로 구간에 설치된 AVI는 구간단속, 고속도로 우회도로 관리, 방범용으로 사용되고 있으며, 실시간 교통정보 수집을 위한 시스템으로 적용되고 있지 않다. 이는 장비의 조명장치 과열 및 유지관리비 등의 문제로 심야에는 운영하지 않으며, 카메라 촬영에 사용되는 전자 플래쉬인 스트로브(Strobe)의 경우 큰 전압을 이용하여 조명을 터뜨리기 때문에 수명이 짧고, 유지비가 많이 발생한다.

근거리 무선통신(DSRC)은 차량용단말기(On board unit, 이하 OBU)를 장착한 차량이 노변기지국(Road side equipment, 이하 RSE)을 통과할 때 수집되는 정보를 이용하여 구간교통정보를 생성하는 방법으로, 차량의 번호판 대신 OBU ID를 이용한다는 점을 제외하고 AVI와 같은 방식으로 운영된다. DSRC 검지시스템은 기존 검지기에 비해 설치비용이 낮고, 무선통신을 이용하는 방식으로 고장이 적으며, 반영구적으로 RSE의 사용이 가능하며, RSE와 OBU의 통신 정확성을 95% 이상으로 규정하고 있기 때문에 신뢰성 있는 구간정보 생성이 가능하다. 현재 DSRC 수집자료 구간속도 정보제공을 위하여 활용되고 있지만, 샘플 자료의 한계로 인하여 교통량 정보제공 시에는 활용되지 못하고 있는 실정이다.



## 제2절 검지기 정확도에 관한 연구

교통정보 모니터링은 교통운영 및 계획분야에서 정책결정자가 전략적인 결정을 내릴 때 사용할 수 있는 자료로서 신뢰할 수 있는 데이터를 제공하는 것이 상당히 중요하다. 그동안 지능형 교통시스템(ITS)의 급속한 발전으로 자동으로 교통정보를 수집할 수 있는 기술이 개발되었다.

첨단교통관리시스템(Advanced Traffic Management System, 이하 ATMS)에서 실시간 도로구간의 교통정보(교통량, 속도, 밀도 등) 수집을 위하여 그동안 다양한 검지방식이 개발되었고, 현재 설치 운영되고 있다. ITS 구축의 경우 고속도로는 100%(설치 간격: 약 1km), 일반국도는 약 15% 구축되었고, 대부분의 광역시 간선도로에는 실시간 교통정보 수집을 위해 검지기(루프/영상검지기)가 설치 운영되고 있다. 실시간 교통정보는 현재 우리의 삶에서 필수적인 정보로 자리매김하였으며, 교통문제를 해결하는데 중요한 자료로 인식되고 있다. 이처럼 ITS 구축 확대로 제공되는 교통정보는 양적으로 크게 증가하였지만, 교통정보의 정확도(accuracy) 및 신뢰도(reliability)는 그에 상응하지 못하는 실정이다. ITS 교통정보는 현장에 설치된 검지기 자료를 기반으로 생성되기 때문에 검지기 자료의 품질관리(quality control)는 교통정보 정확도 향상에 핵심적인 요소이다.

차량검지기는 앞서 서술한 바와 같이 루프(loop), 영상(image), 자기식(magnetic), 초음파(ultrasonic) 등 다양한 센서 기술을 활용하여 개발되었다. 검지기는 아무리 우수한 검지 기술을 설계하고, 최신장비를 구축하더라도, 설치되는 지점에 적합한 교정(calibration)과 평가(evaluation)가 이루어지지 않을 경우 검지 자료의 정확도는 저하된다. 또한, 관리부실 및 파손 등의 영향으로 고장 및 기능이 저하될 수 있다.

고속도로 구간의 실시간 교통정보(교통량)는 루프검지기를 통하여 수집 및 가공하여 정보를 제공하고 있다. 루프검지기는 도로에 매설되기 때문에 시간의 경과에 따라 파손 및 고장, 기능 저하가 발생한다. 미국 워싱턴 주 교통국의 연구결과에 따르면 루프검지기의 주요 고장 원인은

도로포장의 균열, 도로에 시설물 보수 및 설치에 따른 파손, 관리 부주의, 실런트(sealant) 파손 등의 순으로 분석되었다. 특히 국내 고속도로 구간의 경우 갓길차로, 버스전용차로 설치 등으로 차로의 형태가 변형된 구간은 기존에 설치된 검지기가 정상적으로 작동되지 않는 문제가 발생하고 있다. 특히 갓길차로 구간에는 루프검지기가 설치되어 있지 않아 해당 구간의 교통량은 항상 과소산정 되는 문제가 제기되고 있다. 2018년 기준 국내 고속도로의 갓길차로 설치현황을 살펴보면 약 250km이며, 대부분은 교통량이 많은 수도권에서 운영되고 있다. 갓길차로는 고속도로 본선 구간의 혼잡을 해소시키는데 가장 많이 사용되고 있는 교통운영 방법으로 향후에도 추가적인 설치가 예상된다. 즉, 갓길차로가 설치된 구간의 교통량은 과소산정 될 것이며, 그 범위는 앞으로 증가할 것이다.

고속도로 전 구간 및 일반국도 15% 이상에 대하여 교통정보 수집을 위하여 검지기가 설치되어 있으나, 검지기의 정확도 및 신뢰도와 관련한 국내 보고자료 및 연구 자료는 많이 보고되지 않고 있다. 2018년 기준 고속도로 VDS 지점교통량 자료를 살펴보면 총 7,538개 지점에서 교통량이 전혀 수집되지 않는 지점은 총 1,150개로 약 15%를 초과하는 것으로 분석되었다. 루프검지기는 차로별로 설치 운영되기 때문에 1개 지점이라도 고장 시 정확한 교통정보를 제공할 수 없는 한계가 있다. 이러한 점을 고려하였을 때 고속도로 구간에 설치된 VDS자료의 30% 이상은 신뢰성 있는 교통정보를 제공하는데 한계가 있으며, 수도권 지역의 경우 해당 비율은 더욱 높아질 것으로 판단된다.

국내연구 중 검지기에서 수집되는 교통정보(교통량)의 정확도와 관련한 연구는 보고되지 않고 있으며, 신뢰성과 관련하여 일부 보고되고 있다. 치안정책연구소(2010) 연구에서는 루프검지기 종류별(32각, 8각, 원형)로 비디오 영상과 루프검지기 보드로부터 수집된 점유시간 자료를 비교 분석하였다. 분석은 조사 차량 전방과 후방범퍼 검지 시작지점과 종료 지점을 이용하여 조사 차량의 주행속도 추정값(m/s), 현장에 설치된 루프검지기의 실 검지 영역 길이 추정값(m) 및 점유시간 추정값(s)을 도출하여

루프검지기 보드에서 산출된 점유시간(s)과 비교하여 비교 분석하였다. 각 검지기별 50회 반복하여 수집한 자료를 대상으로 비교분석한 결과 32각과 원형 루프검지기는 유의수준 5%에서 동일한 것으로 분석되었고, 8각 검지기의 경우 일치하지 않음을 보였다. 이는 루프검지기의 설치가 비정상적이고 재시공이나 유지보수를 통해 교정한다면 8각 검지기에서도 32각 및 원형 검지기와 같은 결과를 얻어 낼 수 있을 것이라고 제시하였다.

국외의 경우 검지기의 정확도와 관련하여 다수의 연구가 보고되고 있다.

Patrizia and Ernesto(2010)는 교통량 모니터링 장치에 대한 성능평가를 위해 교통량과 기상조건에 따라 검지기 자료와 비디오 촬영 자료를 이용하여 비교 분석하였다. 본 연구에서 평가한 검지기는 루프검지기, 레이저 스캐너, 압전센서(piezoelectric sensor) 기반의 WIM(Weight In Motion), 석영검출기 기반의 WIM을 대상으로 교통량(5분 단위) 산정결과의 오차를 분석하였다. 분석결과 루프검지는 10.6%, 레이저 스캐너 24.1%, WIM(압전기) 7.4%, WIM(석영검출기)는 17.6%로 분석되었다. 환경조건에 따른 민감도 분석결과 WIM(석영 검출기)는 기온에 민감하고, 루프검지기는 기상조건 및 교통상황에 따른 민감도가 낮은 것으로 보고되었다. 추가로 영상검지기에 대하여 15분 단위 교통량을 평가한 결과 평균 오차는 34.1%로 나타났으며, 주간/야간에 따라 민감도가 큰 것으로 분석되었다.

Hemin et al.(2015)는 지방부 양방 2차로 도로에서 408시간의 검지기로부터 교통량 및 속도자료를 수집하여 수집 장치의 정확도의 차이를 계량화하였다. 본 연구에서 사용한 검지 장치는 레이더 기술을 이용한 장치로, iCone, Radar 검지기, WSSHD(Wavetronix Smart Sensor HD)를 사용하였고, 공압튜브(Pneumatic road tubes, 이하 PRT)를 통해 산정된 결과와 비교하여 평가를 수행하였다. Patrick and Michael(2011)의 결과에 따르면 PRT는 교통량 검지의 평균 오차는 4% 이내로 정확도가 상당히 높은 것으로 보고되고 있다. 5분 집계자료를 이용하여 PRT와 비교하였을 때 iCone의 평균 오차는 8.6%, Radar 검지기는 7.8%, WSSHD는 PRT와 차이가 거의 없었다.

### 제3절 이동 프로브 자료기반 교통변수 추정에 관한 연구

현재 첨단교통시스템(ITS)에서 진보된 차량검지 기술에도 불구하고, 제한된 공간 범위(고정된 지점 또는 단거리 검지영역), 고가의 설치 및 유지보수 비용, 매설식 검지기의 유지관리가 제대로 이루어지지 않아 신뢰성을 갖는 교통정보 모니터링에 한계를 보이고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 모빌리티 데이터(프로브)를 이용하여 세 가지 교통변수(교통량, 속도, 밀도)를 동적으로 추정하기 위한 학술연구가 수행되었다.

통행속도 또는 통행시간의 동적인 측정을 위해 자동 차량식별장치(AVI), 차량 기반의 GPS(Global Positioning System) 센서, GPS를 지원하는 핸드폰(Cellular phone, 이하 CP) 자료 등을 이용한 연구가 진행되어 왔다.

Dion and Rakha(2006)은 샌안토니오(San Antonio)의 TransGuide 시스템의 AVI(Automatic Vehicle Identification) 프로브 데이터를 사용하여 평균통행시간을 예측하기 위한 알고리즘을 개발하였다. 본 연구에서 개발된 알고리즘은 안정적인(stable) 상태와 불안정한(unstable) 교통조건에서 모두 처리 할 수 있도록 설계되었으며, 시장점유율이 낮은 경우(1% 미만)에도 알고리즘을 성공적으로 적용하였다. 마지막으로 고속도로 및 신호가 있는 간선도로 모두에서 효과적으로 평균 링크통행시간을 나타낼 수 있음을 입증하였다.

GPS 기반 택시 프로브 데이터를 사용하여 통행속도를 추정한 연구가 진행되었다(Li et al. 2009; Zhan et al. 2013). 두 연구는 완벽하지 않은 프로브 자료(샘플을 1~3%)가 실제로 교통상황을 모니터링하는데 유용하게 사용될 수 있다고 지적했다.

Li et al.(2009)은 교통 모니터링을 위하여 중국 상하이에서 운행 중인 GPS기반 택시 프로브(약 4,000대) 데이터를 사용하여 통행속도를 추정하였다. 본 연구에서는 두 가지 유형의 교통상태 추정 알고리즘, 즉 링크 기반 및 차량기반으로 제안하였다. 분석결과 불안정한 데이터(샘플을 1~2%)를 기반으로 교통상태를 추정할 수 있음을 증명하였다.

Zhan et al.(2013)은 GPS 장치가 장착된 택시는 도시 지역의 교통상태를 모니터링하는데 유용한 프로브 역할을 할 수 있음을 증명하였다. 본 논문은 택시 출발지-목적지(OD) 통행 데이터를 이용하여 시간대별 평균 링크통행시간을 추정하기 위한 새로운 모형을 제시하였다. 본 연구의 목적은 OD통행 자료로부터 링크통행시간을 추정하는 방법론을 개발하고, 대규모 지리적 위치 데이터를 사용하여 네트워크 상태를 추정할 수 있는 가능성을 입증하고자 하였다. 본 연구에서 사용된 자료는 뉴욕시의 택시에서 수집한 데이터로 출발지, 목적지, 통행시간, 운임 및 기타 택시정보를 사용하였다. 제안된 모델은 각 통행에 대한 가능한 경로를 추정한 후 다음 예상 경로 통행시간과 관측된 통행시간 간의 오차를 최소화하여 링크 통행시간을 추정하였다. 분석결과 제안된 방법이 시간대별 평균 링크 통행시간을 효율적으로 추정할 수 있음을 입증하였다. 본 연구에서는 택시 프로브 데이터는 부분적이며 불완전한 데이터지만, 매우 유용하고, 비용이 적게 소요되며, 기존의 센서 데이터 보다 훨씬 우수한 적용 범위를 갖으며, 네트워크 조건에서 모니터링이 가능함을 증명하였다.

이동통신 네트워크에서 CP(Cellular Phone) 프로브 데이터는 (Bar-Gera, 2007; Sohn and Hwang, 2008; Janecek et al., 2015)의 연구에서 고속도로 구간의 통행속도와 통행시간을 측정하는데 사용되었다. 이를 통해 교통류 상태를 모니터링하기 위한 CP 기반 시스템의 잠재력이 입증되었다. CP 프로브의 신뢰성 있는 측정 정확성에도 불구하고, Bar-Gera(2007)에서 CP 프로브의 노이즈가 성공적으로 해결되어야 한다는 연구결과가 나왔다. 노이즈 문제는 주행 속도가 낮을 때 발생한다. 따라서 CP 기반 모니터링 시스템은 고속도로와 같은 주행속도가 높은 도로에 적합하다(Sohn and Hwang, 2008). 측정 정확도는 (Janecek et al., 2015)의 고급 추적 알고리즘을 통해 크게 향상되었다. CP 기반 시스템은 시스템이 셀의 지리적 구성에 전적으로 의존하기 때문에 두 개의 고정 셀 (즉, 안테나) 사이의 교통류 상태만 측정할 수 있다. 따라서 CP 기반 시스템은 도시의 도로 망에서 교통상황을 측정하기에 적합하지 않다.

Bar-Gera(2007)는 휴대전화(CP) 데이터를 기반으로 통행속도와 소요 시간을 측정하기 위한 시스템의 성능을 검증하였다. 검증은 휴대전화 데이터 기반의 통행속도, 통행시간 자료와 고속도로 루프검지기 데이터와 비교분석 하였다. 분석결과 교통류 상태를 모니터링하기 위한 CP 기반 시스템의 잠재력이 입증되었다. 하지만 주행속도가 낮은 상태에서 노이즈 문제가 발생할 수 있음을 지적하였다.

Sohn and Hwang(2008)은 고속도로 교통정보를 얻기 위해 CP자료의 유용성을 검증하였다. 본 연구에서 통행시간의 추정치는 실제 속도 프로파일 자료를 이용하여 평가되었다. 관측 자료는 로스앤젤레스의 Santa Monica Blvd.에서 남쪽으로 I-405호를 연속적으로 촬영한 사진자료를 가공하여 구축하였다. CP자료를 이용하여 통행속도 추정결과 통행속도 낮은 경우의 노이즈 발생이 가능하지만, 고속도로와 같이 고속으로 주행하는 도로에서 활용이 가능함을 제시하였다. 또한, 기존의 검지시스템과 통합되면 고품질의 교통정보를 제공할 수 있을 것으로 판단하였다. 특히, 교통 검지장치가 설치되지 않은 장소에서 교통정보를 수집할 수 있는 장점을 언급하였다. 추가연구로 GPS 장치의 위치 정확도 향상의 필요성과 교통량 모니터링을 위한 연구의 필요성을 제시하였다.

Janecek et al.(2015)는 모바일 셀룰러(cellular) 네트워크는 물리적 이동성을 위한 유비쿼터스(ubiquitous) 센서로 활용될 수 있음을 제시하였다. 본 연구에서는 CP자료를 이용하여 고속도로에서 차량 운행시간을 추정하고, 동적으로 도로 정체를 감지하는 방안을 제안하였다. 분석은 유럽 도시 근방에 있는 고속도로 구간에서 1개월 동안 운영 네트워크에서 얻은 실제 모바일 신호 데이터를 이용하여 제안된 모형을 적용한 결과와 도로 센서에서 수집되는 관측 자료들과 비교를 통하여 유효성을 제시하였다.

(Herrera et al., 2010; Guido et al., 2014)의 연구에서는 개별 GPS 사용 스마트폰의 시공도에서 정확한 교통상태를 측정하는데 있어 프로브 자료가 유용하게 사용될 수 있음을 보여주었다. 두 연구에서 2-3% 샘플율의 GPS 프로브 자료는 정확한 통행속도를 측정하기에 충분함을 증명하였다.

Herrera et al.(2010)은 GPS 기능이 탑재된 스마트폰을 기반으로 하는 교통모니터링 시스템은 셀룰러 네트워크가 제공하는 광범위한 범위와 GPS 장치가 제공하는 위치 및 속도의 높은 정확성 및 통신 네트워크라는 기존 인프라(infra)를 이용하여 활용 가능성을 제시하였다. 실험을 통해 얻은 데이터는 실시간으로 처리되어 인터넷상에서 성공적으로 정보를 제공하였으며, 동적 교통정보 모니터링을 위해 제안된 시스템의 타당성을 입증하였다. 또한, 2~3%의 GPS 프로브 자료는 통행속도를 정확하게 측정하는데 충분함을 제시하였다.

Guido et al.(2014)는 스마트폰 프로브가 즉각적인 차량의 속도 및 기타 동적 특성을 얻기 위해 사용되기 위해서는 추정의 정확도는 다양한 도로 및 교통상황에서 흔히 볼 수 있는 다양한 수준의 위성신호 혼란 하에서도 처리가 가능해야 한다고 제시하였다. 본 연구에서 GPS 신호의 잡음으로 인한 속도 추정의 불확실성에 대해 효과적으로 다루어졌다. 스마트폰 궤적으로 측정된 통행속도는 통계적으로 실제 속도와 동일함을 증명하였고, 궤적 프로브의 장점은 공간제약 없이 교통상태의 다양한 측정에 적합하다고 보고하였다.

기존 대부분의 연구는 루프검지기, GPS데이터, AVI 자료 및 기타 차량추적과 같은 하나의 데이터를 이용하여 교통상태 평가를 위한 연구를 수행하였으나, Deng et al.(2013)은 이질적인 데이터(루프검지기, AVI 프로브, GPS 프로브 자료)를 사용하여 개별차량 궤적을 재구성하여 역학 밀도를 동적으로 추정하기 위한 운동과 모델과 확률 모델의 조합 방법을 개발하였다. 또한, 고속도로 구간의 교통상태 추정을 개선하기 위해 이기종 교통 측정의 가치를 정량화하기 위해 정보 측정방법을 도입하였다.

교통량은 교통연구에서 수요를 정량화하는데 사용되는 매개변수이며, 루프검지기 및 카메라 등과 같은 도로상의 고정된 센서를 통해 수집되고 있다. 하지만 모든 도로에 대하여 고정된 센서의 설치는 실용적이지 않으며, 경제적으로 실현가능하지 않다. Caceres et al.(2012, 2013)는 CP 데이터를 이용한 기존의 셀룰러 시스템을 이용하여 교통량을 모니터링하

는 것은 값 비싼 하드웨어 설치를 피할 수 있기 때문에 교통량 추정의 정확도가 확보될 경우 매우 유용할 수 있다고 제시하고 있다. 본 연구에서는 이동전화 콜 카운트와 셀 간 경계 확률을 이용한 시간대별 교통량 추정을 위한 혁신적인 방법론을 제안하였다. 두 연구는 이동전화 통화 데이터가 시간대별 교통량을 추정하기 위해 사용될 수 있음을 보여주었는데, 분석결과 추정오차는 약 20%였다.

Young et al.(2017)은 프로브 데이터를 검지기로부터 연속적으로 수집되는 데이터와 함께 사용하여 전체 도로 네트워크의 교통량을 정확하게 추정할 수 있는지를 실험하였다. 본 연구에서는 GPS 장치로부터 수집된 속도자료, 도로특성 및 날씨 정보와 같은 추가 데이터도 모델링을 위한 입력 자료로 활용하였다. GPS 자료와 동적 교통량 자료와의 관계를 모델링하기 위하여 신경망(neural network)이 사용되었고, 15분 단위 집계 자료를 기준으로 분석한 결과 추정오차는 약 27%로 분석되었다. GPS 자료를 입력변수로 활용하지 않은 경우 추정오차는 37%로 GPS 자료의 활용이 교통량을 예측하는데 중요한 역할을 하는 것으로 분석되었다.

유병용·배상훈(2012)는 VDS를 통해 수집되지 않는 미관측지점에 대한 교통량 추정을 위하여 RSE에서 수집되는 프로브 차량대수와 관측지점의 VDS자료를 통해 해당지점의 교통량을 추정하였다. 본 연구에서 프로브 대수는 전체 교통량 중 일정한 비율로 수집된다는 가정 하에 교통량 추정모형을 개발하였다. 추정모형은 분석대상일 이전 4일간 프로브 대수와 관측교통량이 수집되는 지점의 프로브 대수와 교통량 자료를 이용하여 미관측지점의 교통량 추정을 위한 회귀식(regression equation)을 산정하였고, 이를 통해 분석대상일의 프로브 자료를 이용하여 교통량을 추정하였다. 교통량(5분 단위) 추정결과 MAPE는 21.45%로 나타났으며, 추정교통량의 시계열 패턴은 유사한 것으로 분석되었다.

Sekula et al.(2017)은 고속도로에서 프로브 데이터와 검지기 자료를 활용하여 머신러닝 기법을 적용하여 AADT자료를 시간대별 교통량으로 추정하기 위한 새로운 접근법을 제안하였다. 제안된 방법은 현재 미국 전



역의 운송기관에서 주 전체 성능 측정을 계산하는데 사용되는 교통량 자료보다 평균 26% 더 정확한 것으로 분석되었다. 또한, 프로브 자료가 시간당 30~47대인 곳에서 MAPE는 20% 수준으로 교통량을 추정할 수 있으며, 프로브의 점유율이 높을수록 오차는 작아질 수 있음을 증명하였다.

Seo et al.(2015)는 프로브 차량이 선행 차량까지의 거리를 측정할 수 있다고 가정하여, 교통량 관련 변수를 구할 수 있는 새로운 프로브 차량 기반 추정방법을 제안하였다. 현장실험은 도쿄의 도시고속도로를 대상으로 실험하였고, 검지기 데이터와 비교함으로써 추정정확도와 프로브 점유율에 따른 추정정확도와의 관계를 분석하였다. 분석결과 시간당 교통량은 프로브 점유율이 3.5%일 경우에 RMSPE는 13%, 밀도는 14%의 오차를 보였다. 하지만 본 연구에서 제안된 방법은 동적 교통량 모니터링(5분 단위)에는 적합하지 않다고 제시하였다.

Jack and Olga.(2018)는 값비싸고 신뢰할 수 없는 기존의 검지기를 비판하고, 프로브 데이터를 활용한 도로교통평가의 필요성을 제기하였다. 본 연구에서 PVD(Probe Vehicle Data)는 균일한 도로망 범위에 대한 정보를 제공하지만, 실제 교통 흐름을 포착하지는 않는다. 한편 고정된 검지기는 불연속 위치에서만 절대적인 교통 흐름을 포착하며, 종종 일시적인 오작동은 측정의 시계열의 차이를 발생시켜 신뢰할 수 없다고 하였다. 본 연구에서는 PVD 교통량의 반복적 패턴이 도로에 루프검지기를 설치하는데 드는 높은 비용을 들이지 않고도 상당히 좋은 교통량 예측결과를 얻을 수 있음을 증명하였다. 하지만 예측의 정확도는 시간당 교통량을 기준으로 MAPE 21%로 동적 교통량 모니터링에 적용하기에는 예측의 정확도가 높지는 않았다.

이동 프로브 자료 기반 교통변수 추정에 관한 연구를 살펴본 결과 통행시간 및 통행속도는 낮은 프로브 자료의 점유율(1~3%)에서도 효과적으로 추정할 수 있음을 증명하였으나(Li et al. 2009; Zhan et al. 2013; Chen and Chien, 2000; Chen, 2001), 프로브 자료 기반의 동적 교통량 추정연구는 거의 진행되지 않은 것으로 나타났다.

## 제4절 기존 교통변수 추정모형의 한계 및 문제점

동적 교통변수(교통량, 통행속도 등) 모니터링은 첨단교통관리시스템(ATMS)을 운영하기 위해서는 필수적인 자료이다. 현재까지 교통량 및 통행속도 자료는 루프검지기 및 카메라 등과 같이 도로상의 고정된 센서(sensor)를 통해 수집 및 가공되어 정보를 제공하고 있다. 하지만, 모든 도로에 대하여 고정된 센서의 설치는 실용적이지 않으며, 경제적으로 실현가능하지 않다(Caceres et al. 2013).

이러한 한계를 극복하기 위해서 자동 차량식별장치(AVI), 차량 기반의 GPS(Global Positioning System), GPS를 지원하는 핸드폰(Cellular phone, 이하 CP), DSRC 자료 등에서 수집되는 자료를 이용하여 교통변수 추정을 위한 다양한 연구가 진행되어 왔다. 하지만 이러한 혁신적인 노력에도 불구하고, ITS 분야에 적용하기 위해서는 5분 단위 데이터 집계 수준과 같은 더 짧은 시간으로 더 높은 정확성을 달성해야한다. 진보된 프로브 데이터를 사용하여 교통변수의 동적 추정에 대한 문헌 검토내용을 살펴본 결과 통행속도, 통행시간에 대한 다수의 연구가 추정 정확도 면에서 허용 가능한 수준에 도달하였다.

하지만 교통량의 직접적인 부분인 프로브 데이터를 사용하여 동적으로 교통량을 추정한 연구는 국내외에서 다루어지고 있으나, ITS 분야에 적용을 위해서 정확도 수준에서 허용 가능한 오차 수준의 결과를 보인 연구는 보고되지 않고 있다. 동적 교통량 모니터링을 위한 집계단위는 최소 5분 단위로 분석이 가능해야하며, 기존의 검지체계의 정확도와 견줄 수 있어야 한다. 현재 고속도로 구간의 동적 교통량 모니터링을 위하여 고속도로 전 구간에 루프검지기가 설치되어 있다. 현재까지 국내에 적용 중인 루프검지기의 정확도와 관련한 국내연구는 보고되지 않고 있으며, 국외의 경우도 많은 연구가 진행되지는 않았다. Patrizia and Ernesto(2010)의 연구에 따르면 루프검지기를 통해 수집되는 5분 단위 교통량의 평균오차는 10.6%로 분석되었다. 현재까지 모빌리티 데이터기반 교통량 추정 연구 중 추정정확도가 신뢰할 만한 수준의 결과를 보인 연구는 존재하지 않는다.

## 제5절 본 연구의 차별성 및 기여도

### 1. 연구의 차별성

지능형 교통시스템(ITS)의 도입된 이후 동적으로 교통변수를 모니터링 하기 위하여 도로 내 및 도로 위의 센서 기술을 기반으로 하는 다양한 차량검지기가 활용되었다. 기존의 검지체계는 루프검지기, 영상검지기, 레이더 검지기 등 공간 범위가 고정된 지점 또는 짧은 구간에 대해 수집되는 자료들을 이용하여 모니터링을 수행하였다. 하지만, 기존의 검지방 법은 모니터링된 정보의 신뢰성을 보장하기 위해서는 광범위한 예산과 자원이 필요하다. 또한, 고속도로 구간의 동적 교통정보 수집을 위해 설치된 루프검지기는 현장에 설치된 후 포장상태 변형 및 노후화로 인해 검지성능이 저하되어도 유지관리가 거의 불가능한 실정이다. 이는 루프 검지기의 유지관리를 위해서는 차량 통제가 필수적이기 때문이다.

ITS 인프라 개발과 차량검지기의 제한된 공간 범위의 한계를 해결하기 위해서 최근 들어 모빌리티 데이터를 사용하여 도로 구간 또는 미관 측지점에 대해 교통변수를 추정하고자 하는 연구가 많이 소개되었다. 하지만 다양한 연구에도 불구하고 동적 교통량 모니터링을 위한 허용 가능한 오차범위 내에서 만족할 만한 결과를 보여주고 있는 연구는 아직까지 보고되지 않고 있다.

본 연구에서 개발하고자 하는 모형은 동적 교통량 모니터링을 위하여 허용 가능한 오차범위 내의 정확도를 갖는 모형을 개발하고자 하며, 다양한 교통상황에서도 적용 가능하도록 개발하고자 한다. 이를 위해서 본 연구의 고려사항을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 프로브 데이터를 사용하여 교통변수의 동적 추정에 대한 문헌 검토내용을 살펴보면 통행속도 또는 통행시간은 실시간 모니터링을 위한 추정정확도 측면에서 허용 가능한 수준에 도달하였다. 하지만 교통량의 경우 현재까지 허용 가능한 추정오차 수준에 도달한 연구는 보고되지 않고 있다. 본 연구에서는 미관측지점에 대하여 관측교통량 대비 추정교통

량의 오차가 허용 가능한 범위 수준을 만족하도록 개발하고자 한다.

둘째, 교통량의 동적 진화는 혼돈된 시스템처럼 발전한다(Vlahogianni et al. 2006). 즉, 교통량 데이터의 시계열 변동은 광범위한 범위에서 변동을 보인다. 이러한 사실 때문에 프로브 데이터의 원시자료를 그대로 사용할 경우 신뢰할 수 있는 수준의 교통량을 예측하기가 어렵다. 특히 프로브 데이터의 점유율이 낮거나, 교통량이 적은 시간대의 경우에 변동성이 매우 크기 때문에 교통량 추정 시 원시자료를 그대로 적용할 경우 과대/과소 추정의 문제가 발생할 수 있다. 기존의 프로브 자료를 이용한 대부분의 연구에서는 원시자료의 어떠한 보정 없이 사용되어왔으며, 이러한 문제로 추정오차가 허용수준을 만족하지 못하고 있는 실정이다.

셋째, 기존연구에서 검토된 연구들은 대부분 특정 대상 구간을 대상으로 하는 추정모형을 개발하였다. 향후 시스템 개발을 위해서는 특정 대상 구간에만 적용 가능한 모형이 아니라, 전국단위의 네트워크에서 적용 가능한 모형이 필수적이다. 본 연구에서는 고속도로 전 구간뿐만 아니라, 전국단위 네트워크에서의 적용 가능성까지 검토하고자 한다.

넷째, 동적 교통량 추정과 관련한 연구는 국외에서 다수의 연구가 진행되고 있지만, 차종별 교통량을 추정한 연구는 보고되지 않고 있다. 국외 연구에서 사용된 프로브 데이터는 자동차량식별장비(AVI), GPS 기능을 갖고 있는 내비게이션과 휴대전화 자료이다. 해당 자료는 차종에 대한 정보 수집이 불가능하다. 본 연구에서 사용하고자 하는 DSRC 자료와 TCS 자료는 차종에 대한 정보를 포함하고 있다. 비록 버스와 화물차에 대한 5분 단위 샘플자료 수는 동적 교통량 추정을 위해서 충분하지 않지만, 본 연구에서는 차종별 교통량 추정의 가능성을 검토해보고자 한다. 또한, 차종별 교통량 추정모형은 수집되는 자료의 특성을 고려하여 프로브 자료 기반 모형과 관측 자료 기반 모형으로 구분하여 개발하였다.

본 연구는 기존 ITS검지체계의 한계를 극복하기 위한 미래지향적인 연구로, 진보된 교통자료를 이용하여 도로 구간에 대하여 동적으로 교통량을 추정할 수 있는 방법론을 개발하고자 하며, 이를 통해 신뢰할 만한 수준의 실시간 교통량 모니터링 체계 구축이 가능할 것으로 기대한다.

## 2. 연구의 기여도

기존 연구내용을 검토한 결과 이동 프로브 자료 기반의 동적 교통량 추정을 위한 연구는 아직 초기 단계이며, 만족할만한 수준의 결과를 보인 연구는 아직까지 소개되지 않고 있다. 실시간 교통류 변수를 모니터링하기 위한 검지기 기술 및 모빌리티 교통자료를 이용한 교통변수 추정관련 연구와 앞에서 설명한 연구의 차별성을 검토해보았을 때 본 연구의 시대적 측면, 학문적 측면, 기술적 측면, 실무적 측면에서 기여도는 다음과 같다.

첫째, 시대적 측면으로 모빌리티 데이터의 활용이 가능하다. 기존의 지능형 교통시스템(ITS)에서는 실시간 모니터링 제어를 위해 지점검지기를 통해 수집된 자료를 기반으로 운영되었다. 하지만 IT 기술의 발전으로 개별차량 기반의 이동 프로브 자료의 활용이 가능해졌다. 특히, 고속도로 전 구간에 걸쳐 RSE가 설치되어 있어 하이패스 단말기를 장착한 개별차량의 이동 프로브 자료 수집이 가능함에도 불구하고, 현재까지 동적 교통량 모니터링을 위해 DSRC자료를 활용한 사례는 보고되지 않고 있다. DSRC자료의 점유율은 약 38%로 교통량의 직접적인 부분을 차지하고 있으며, 이를 적절하게 활용할 경우 기존의 지점검지체계 보다 비용 및 운영관리 측면에서 효율적일 것이다. 또한, 전국도로 네트워크를 대상으로 동적 교통량 추정을 위해서는 GPS 자료를 활용하여 적용이 가능할 것이다. 상대적으로 점유율이 낮은 GPS 자료를 이용한 교통량 추정의 가능성을 검토하기 위하여 본 연구에서는 프로브 자료 점유율에 따른 성능평가를 수행하였다.

둘째, 학문적 측면에서 기존 동적 교통량(5분 단위) 추정과 관련한 연구들을 살펴보면 추정의 정확도 측면에서 현재의 지점검지체계의 오차, 즉, 허용 가능한 오차범위를 만족하는 연구는 보고되지 않고 있다. Patrizia and Ernesto(2010)의 연구에서 루프검지기의 측정오차를 10.6%로 제시하고 있다. 본 연구에서는 루프검지기의 측정오차 이내의 추정정확도를 보일 수 있는 모형을 개발하고자 한다. 또한, 현재까지 보고되지 않고 있는 동적 차종별 교통량 추정을 위한 방법론 개발도 함께 제시하였다.

셋째, 기술적 측면에서 대용량 자료를 활용한 교통변수 추정기술을 확보하고자 한다. DSRC 자료는 전국 고속도로 구간을 이용하는 개별차량의 경로를 수집하고 있으며, 하루에 수집되는 이벤트 자료가 약 2,000만 건으로 고속도로에서 수집되는 대용량 자료 중 하나이다. 본 연구에서는 개별차량의 이동 프로브 자료와 기존의 ITS 체계 하에서 수집되는 자료를 이용하여 전국 고속도로 네트워크를 대상으로 5분 단위의 동적 교통량을 추정하기 위해서는 대용량 자료를 처리할 수 있는 기술력을 확보해야 한다.

마지막으로, 실무적 측면에서 도로공사에서 수집되는 대용량 자료의 활용방안을 제시하고 있다. 현재까지 도로공사에서는 DSRC 자료의 잠재력에도 불구하고, 구간 통행속도 보정의 용도로만 활용되고 있을 뿐, 다양한 분야에 활용되고 있지 못하고 있다. DSRC 자료는 개별차량의 경로정보 생성이 가능하고, 비집계자료로서 다양한 통행패턴 분석 및 미시적 수준의 분석이 가능하다. 본 연구는 경로자료에 대한 잠재력을 인식하고, 다양한 분야로의 활용하기 위한 연구로, 앞으로의 고속도로 교통정보 수집체계의 변화 및 활용성 측면에서 크게 기여할 수 있을 것이다.

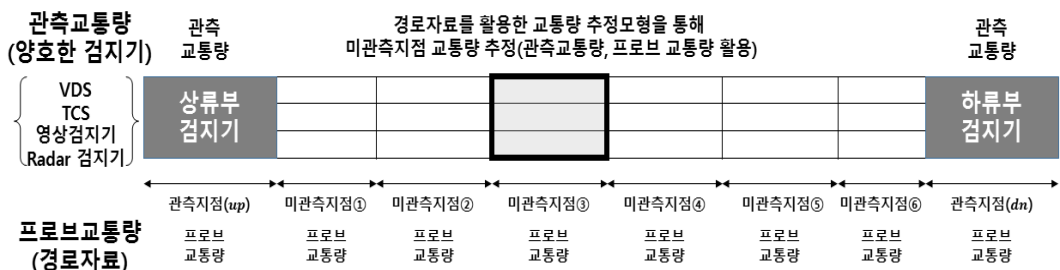
현재 고속도로는 차세대 지능형 교통시스템(C-ITS)에서 V2X 기반으로 설계되고 있으며, IT 기술의 발전으로 개인 단말기 기반의 경로자료 수집이 가능해졌다. 이동 프로브 자료는 움직이는 검지기로서 시·공간적 커버리지는 전국도로로 확대되어 가고 있다. 본 연구결과의 성과를 바탕으로 기존의 루프검지기 기반의 검지체계를 V2I환경과 Smart-tolling을 고려한 차세대 검지체계로의 전환을 위한 초석을 다질 수 있을 것으로 기대하며, 단기적으로는 루프검지기 자료의 보완 및 검증을 위하여 활용이 가능할 것으로 판단한다. 또한 이동 프로브 자료 기반의 검지체계 구축이 가능할 경우 실시간 교통량 모니터링 외에도 소통정보 및 온실가스 배출량 모니터링, 교통혼잡비용, 소음도, 연결로 교통량 등 다양한 교통 분야에서 미시적 수준의 분석에 활용이 가능할 것으로 기대된다.

## 제3장 교통량 추정모형 개발

### 제1절 모형개발 개요

이동 프로브 자료기반의 동적교통량 추정모형은 기본적으로 일정간격으로 설치된 관측지점의 교통량과 도로 구간별로 수집되는 프로브 자료의 관계를 이용하여 교통량을 산정한다. 여기서 관측교통량은 다음 그림과 같이 양호한 상태의 검지기, 즉 교통량을 정확하게 수집이 가능한 장비는 모두 대상이 될 수 있다. 관측교통량 산정을 위한 교통량 검지기의 성능은 IT 기술과 센서(sensor) 기술의 발달로 신뢰할 만한 수준의 정확도를 확보하는 것은 큰 어려움이 없을 것이다. 다만, 전국 도로 구간을 모니터링하기 위해서는 상당한 비용이 발생할 것이다. 본 연구에서 제안하는 방법은 일정한 간격으로 설치된 관측지점의 교통량과 이동 프로브 자료를 활용하여 미관측지점의 교통량을 추정하고자 한다.

입력 자료로 사용되는 프로브 자료 및 관측교통량 자료는 수집되는 자료의 특성에 따라 구분할 수 있으며, 자료의 특성에 따라 본 연구에서 개발되는 모형의 적용 범위가 결정된다. 이용 가능한 프로브 자료는 하이패스 단말기와 RSE 간 통신을 통해 수집되는 DSRC 자료와 스마트폰 및 내비게이션의 GPS 자료가 이용 가능하다. DSRC 자료는 차종에 대한 정보 수집이 가능하지만, GPS 자료는 차종에 대한 정보를 포함하고 있지 않다. 하지만, GPS 자료는 별도의 시설 없이도 개별차량의 경로자료 수집이 가능하기 때문에 전국 네트워크 단위의 분석 시 효과적이다.



<그림 3-1> 경로자료를 이용한 교통량 추정모형 개념도

관측교통량 자료도 차종 구분 여부에 따라 TCS(smart-tolling 포함)자료와 기타 검지자료로 구분할 수 있다. TCS 자료는 요금징수를 목적으로 설치되었기 때문에 차종에 대한 구분이 가능하다. 그밖에 교통량 수집이 가능한 VDS(루프검지기), 영상검지기, Radar 검지기 등은 지속적인 기술개발로 검지능력은 향상되었으나, 차종에 대한 구분은 거의 불가능하다.

본 연구에서 개발하고자 하는 교통량 추정모형은 기본적으로 차종에 대한 구분 없이 전차종의 교통량을 합산한 교통량을 추정하며, 추가적인 모형개발을 통해 차종별 교통량 추정의 가능성을 검토하고자 한다. 차종별 교통량 산정을 위해서는 프로브 또는 관측교통량 자료 중 하나라도 차종 구분이 가능할 경우 차종별 교통량 추정이 가능하다. 기본적으로 교통량 추정모형은 차종 구분 없이 전 차종 교통량 산정은 프로브 자료 및 관측교통량 자료의 특성에 상관없이 모두 산정이 가능하다. 기존 ITS 검지체계에서 수집되는 교통량은 차종을 구분하는데 한계가 있으므로, 신뢰할만한 수준의 교통량 추정만으로도 의미 있는 결과로 여겨진다. 다음 표는 프로브 자료와 관측교통량 자료에 따라 교통량 추정모형의 적용범위를 제시하였다. 본 연구에서 사용되는 프로브 자료는 DSRC 자료이지만, GPS자료를 이용할 경우에도 교통량 추정이 가능하며, 관측 자료가 차종 구분이 가능한 경우 차종별 교통량 산정이 가능하다. 또한, 고속도로뿐만 아니라 일반 도시부 도로에서도 적용이 가능한 모형을 개발하고자 한다.

<표 3-1> 입력 자료별 교통량 추정모형 적용 범위

프로브 자료		관측교통량		교통량 추정모형 적용 범위	
종류	차종구분	종류	차종구분	전 차종	차종별
DSRC	○	TCS (smart-tolling)	○	○	○
		루프검지기, 영상검지기, Radar 등	×	○	○
GPS	×	TCS (smart-tolling)	○	○	○
		루프검지기, 영상검지기, Radar 등	×	○	×



## 제2절 교통량 추정모형 개발

### 1. 모형의 개발과정 정립

#### 1) 개발 방향 설정

본 연구에서는 동적 교통량 모니터링(5분 단위)을 위하여, 미관측지점의 교통량을 추정할 수 있는 모형을 개발하는 것이다. 서론에서 언급한 바와 같이 IT 기술의 진보로 인하여 현대의 교통정보를 수집하는 체계에서 자료의 질과 양은 기존의 지점검지체계에서 수집되는 자료와 매우 다르다. 본 연구에서 사용하고자 하는 DSRC 자료는 통신기술의 발달로 매우 높은 정확도를 보유하고 있으며, 수집되는 정보의 양과 공간적범위는 고속도로에서 수집되는 자료 중 가장 큰 대용량 자료이다. 따라서 동적 교통량 추정을 위한 모형은 기존 검지체계의 집계오차에 버금가는 정확도와 대용량 자료를 처리할 수 있어야 한다. 또한 경로형 자료가 갖고 있는 장점과 단점을 명확하게 파악하는 것이 중요하다. 기존의 검지체계(VDS)는 검지기 설치 이후 유지보수가 어려워 자료수집의 정확도는 낮지만, 전수화된 자료로 활용가치가 높다. 반면에 DSRC 및 Smart phone 내비게이션, DTG 등 GPS 기반의 개별차량 단말기를 통해서 수집되는 프로브 자료는 모두 샘플 자료이다. 따라서 교통량 추정을 위해서는 별도의 전수화 과정이 필요하다. 다양한 방법으로 교통량을 전수화하는 방법을 개발할 수 있겠지만, 가장 중요한 것은 분석에 사용하고자 하는 자료의 특성(characteristic)을 명확하게 파악한 후 모형을 개발해야할 것이다

본 연구에서는 기존 교통변수 추정기법의 한계를 극복하고, 동적 교통량 모니터링을 위하여 5분 단위 교통량을 허용 가능한 오차범위로 추정하고, 향후 시스템 구축을 고려하여 모형을 단순화하여 전문적인 지식 없이도 운영이 가능한 방법론을 개발하고자한다. 프로브 자료를 활용한 V2I 기반의 교통량 추정방법은 신뢰할 만한 수준의 정확도를 확보한다면, 기존의 ITS 검지체계의 한계를 극복하고, 차세대 검지방법으로 역할을 하는데 기여할 수 있을 것이다.

## 2) 모형개발을 위한 요구조건 분석

동적 교통량 추정을 위한 모형개발에 앞서, 현재 미관측지점에서 수집 가능한 자료의 특성분석과 모형의 용도 등을 고려한 요구조건 분석이 선행되어야 한다. 본 연구에서 개발하고자 하는 추정모형은 향후 첨단교통관리시스템(Advanced traffic management system, 이하 ATMS)의 탑재가 가능하도록 모형을 개발하고자 하며, 대용량 데이터를 이용하여, 5분, 15분, 30분 집계단위로 동적 교통량 추정이 가능하도록 모형을 개발하고자 한다. 추가로 본 연구에서 사용하고자 하는 DSRC 자료는 기존의 GPS 장비들과 달리 차종 구분이 가능하므로, 차종별 교통량 추정의 가능성까지 검토하고자 한다. 이와 같이 모형의 개발 방향을 고려하여 요구조건을 분석한 결과는 다음과 같다.

첫째, 동적 교통량 모니터링을 위하여 개발모형은 기존의 검지체계의 수집오차(약 10%)에 버금가는, 즉 허용 가능한 수준의 추정오차를 보이도록 개발하고자 한다. 따라서 본 연구에서는 미관측지점에 대하여 다양한 교통상황에서도 동적 교통량 모니터링에 활용할 수 있도록 허용 가능한 오차수준을 만족하도록 개발하고자 한다.

둘째, 프로브 자료는 샘플 자료이므로 교통량을 추정하기 위해서는 전수화 과정이 필요하다. 즉, 신뢰할만한 수준의 관측교통량과 프로브 자료 수집이 가능할 경우 전수화를 위한 계수 값을 산정하여, 교통량 추정에 활용이 가능하다. 관측교통량 자료는 필수적으로 검지성능이 우수하고, 상태가 양호한 검지기에서 수집되는 자료이어야 한다. 현재 도로 구간에 설치된 VDS 자료는 전수자료 이지만, 유지관리 문제, 차로변경 시 정확하게 산정되지 않는 문제, 특정차로에 설치된 루프검지기가 파손 및 설치되지 않을 경우 과소 산정되는 문제로 관측 자료의 역할을 하는데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 도로공사에서 가장 신뢰할만한 교통량 수집 자료인 TCS 자료를 활용하여 관측 자료로 활용하고자 한다. TCS자료는 요금징수를 목적으로 수집되는 자료로 수집의 정확도는 99% 이상이다.

셋째, 미관측지점의 교통량 추정을 위해서는 관측교통량을 가장 잘 설명할 수 있는 설명변수가 필요하다. 본 연구에서는 하이패스 단말기를 장착한 차량이 도로변의 RSE를 통과할 때 생성되는 DSRC 자료를 프로브 자료로 활용하고자 한다. DSRC 자료의 점유율은 2018년 기준 약 38%로 교통량의 직접적인 부분에 해당하므로, 관측교통량과의 상관관계가 확보된다면 선행연구에서 적용한 그 어떠한 자료보다 설명력이 우수한 입력 자료로 활용이 가능할 것이다.

넷째, 추정교통량이 허용 가능한 오차수준을 만족하기 위해서는 분석에 사용되는 프로브 자료의 신뢰성 확보가 가장 중요하다. 프로브 자료는 주어진 보급률에서 일종의 무작위 샘플 자료이기 때문에 전수 자료인 교통량의 시계열 변동성보다는 클 것이다. 따라서 수집되는 프로브 자료를 있는 그대로 사용하여 교통량을 추정할 경우 과소/과대 추정문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제는 프로브 점유율이 낮은 자료를 이용하거나, 교통량이 낮은 시간대에서 더욱 심각해질 것이다. 따라서 본 연구에서는 프로브 자료의 변동성을 관측 자료의 시계열 변동성과 유사하게 조정하여 교통량 모니터링을 위한 개발모형의 입력 자료로 활용하고자 한다.

다섯째, 동적 교통량 추정을 위해 개발하고자 하는 모형은 기하구조 및 교통상황에 관계없이 적용 가능해야 한다. 기존연구에서 검토된 연구들의 대부분은 특정 대상 구간을 대상으로 하는 추정모형을 개발하였다. 이러한 모형은 향후 시스템 개발을 고려하였을 때 범용적으로 활용하는데 한계가 있다. 본 연구에서는 기하구조 및 교통상황과 관계없이 적용 가능한 모형을 개발하고자 한다.

여섯째, 개발모형은 향후 시스템 탑재가 가능하기 위하여, 모형의 예측력은 안정성을 보장할 수 있어야 한다. 교통량은 주중/주말, 각 요일별 시간대별 시계열 변동은 동적으로 진화한다. 즉, 교통량 데이터의 시계열 변동은 광범위한 범위에서 변동을 보인다. 따라서 개발모형이 민감하지 않은 경우 교통량의 동적특성에 대한 설명은 낮을 것이다. 반면에 모형이 지나치게 민감할 경우 교통량의 동적특성을 고려할 수 있으나, 모형에

사용되는 파라미터 값들이 지속적으로 갱신되지 않으면 추정오차는 증가할 것이다. 따라서 개발모형에 사용되는 파라미터 값의 영역을 확장하여 안정적인 모형을 개발하고자 하며, 자동적으로 최적의 파라미터를 갱신할 수 있도록 개발하고자 한다.

마지막으로, 모형의 추정오차가 허용 가능한 수준을 만족할 경우 모형의 연산 수행속도와 더불어 운영상의 용이성을 고려해야 한다. 동적 교통량 모니터링을 위한 정보제공의 최소시간 단위는 5분이다. 모형의 연산 수행속도가 정보제공을 위한 시간적 범위를 초과하거나, 운영측면에서 지속적으로 모형의 파라미터를 조정해야 한다면 시스템 상에서 모형의 적용성은 저하될 것이다. 따라서 시스템 상에서 파라미터의 반복정산이 간편하고, 모형의 연산속도가 우수한 모형을 개발하고자 한다.

### 3) 개발모형의 개념 및 접근법

하이패스 단말기를 장착한 차량은 고속도로 네트워크에서 움직이는 프로브 자료이다. 단말기(OBU)와 RSE 간의 통신을 통하여 개별차량의 이동경로와 통과시각 및 차종 등 다양한 정보가 수집되고 있으며, 온라인 통신기술을 통해 실시간으로 교통 센터로 경로자료가 수집되고 있다. 현재 고속도로에서 수집되고 있는 DSRC 자료의 점유율은 다른 경로자료와 비교하였을 때 상당히 높은 점유율을 보이고 있기 때문에 전체 교통량의 직접적인 부분이거나, 적어도 그와 매우 밀접한 관계가 있음을 전제로 한다. 이러한 가정이 합리적이라면, 미관측지점의 상류부, 하류부에서 수집되는 프로브(DSRC) 대수와 교통량 사이의 관계를 이용하면, 미관측지점에서의 교통량을 추정할 수 있을 것이다. 또한, 이동 프로브 자료는 기존의 매설식 루프검지기 자료와 달리 유지보수가 쉬우며, 통신 정확도는 99% 이상으로 검지능력이 매우 우수하다. 또한, 현재 고속도로 전 구간에 대하여 약 4km마다 RSE장비가 설치되어 있으므로, 고속도로 전 구간에서 정확하게 모니터링할 수 있는 장점이 있다.

동적 교통량 추정을 위한 이동 프로브 자료의 잠재력을 입증하기 위하

여 본 연구에서 프로브 대수를 사용하여 고속도로 구간에서 동적으로 교통량을 모니터링하다 수 있는 새로운 방법론을 제안하고자 한다. 이 방법론은 하이패스 단말기를 장착한 차량으로부터 수집된 프로브 데이터가 기존의 교통량 모니터링에서의 불확실성을 해결하기 위한 핵심정보를 제공한다는 기본 개념을 바탕으로 개발되었다. 또한, 프로브 자료의 설명력이 교통량과 매우 밀접한 관계가 있는 사실에 근거하여 개발되었다. 본 연구에서 동적 교통량 추정을 위하여 세 가지 형태의 모형을 개발하였다.

첫 번째는, 전수화계수모형(EM)으로, 프로브 자료를 이용하여 수집되는 자료는 모두 샘플자료이므로, 이를 이용하여 교통량을 추정하기 위해서는 전수화계수 추정이 필수적이다. 전수화계수는 관측지점에서 일정시간 간격으로 수집되는 프로브 대수와 교통량 자료를 이용하여 산정가능하며, 관측지점의 프로브 대수와 전수화계수를 이용하여 미관측지점의 전수화계수를 산정할 수 있다.

두 번째는, 변동성 축소모형(RM)으로 프로브 자료의 시계열 변동성을 관측교통량과 유사한 패턴으로 조정하는 것을 목적으로 한다. 프로브 자료는 주어진 보급률에서 일종의 무작위 샘플이기 때문에 모수인 관측교통량과 비교하였을 때 변동성을 클 수밖에 없다. 즉, 프로브대수의 시계열 자료를 동적 교통량 추정을 위한 입력 자료로 그대로 사용할 경우 바람직하지 않은 추정결과(과소/과대추정/제로값)를 보일 수 있다. 이러한 현상은 프로브 자료의 점유율이 낮거나, 심야시간대와 같이 관측교통량이 적은 경우에 더욱 큰 문제로 작용할 수 있다.

세 번째는, 교통량전환모형(CM)으로, 관측지점인 상류부/하류부의 교통량과 프로브 자료의 관계를 이용하여 미관측지점의 프로브 자료를 교통량으로 전환하는데 활용된다. CM을 적용하기 위해서 본 연구에서는 프로브와 교통량과의 비선형관계를 분석하였고, 각 시퀀스별로 최적의 곡선식을 찾아 미관측지점의 교통량을 추정하는데 활용하였다.

본 연구에서 개발하고자 하는 교통량 추정모형은 기본적으로 세 가지의 모형의 조합으로 개발되었고, 검증을 통해 평가를 수행하고자 한다.

## 2. 전수화계수모형(Expanding Model)

프로브 대수는 샘플자료로 교통량 추정을 위해서는 전수화과정이 필수적이다. 샘플자료 전수화는 다양한 방법이 존재하겠지만, 이동 프로브자료를 이용하여 교통량을 추정할 수 있는 가장 간단한 방법은 관측지점의 전수화계수를 이용하여 미관측지점의 교통량을 추정하는 것이다.

전수화계수모형 개발 시 필수적으로 고려해야 할 사항은 다음과 같다. 첫째, 프로브 자료의 점유율이 낮거나 교통량이 적은 심야시간대 프로브 교통량은 0값이 발생할 수 있다. 특히 차종별 전수화계수를 산정할 경우 버스와 화물차는 상대적으로 교통량이 적기 때문에 프로브 대수가 0값을 보이는 경우는 더 많을 것이므로 이를 유용한 값으로 조정할 수 있어야 한다. 둘째, 동적 교통량 추정을 위해서는 모형의 연산 수행 속도는 집계 시간보다 짧아야 한다. 따라서 개별차량별 전수화계수를 산정하기보다는 관측지점의 일정 시간 수집되는 프로브와 교통량 자료를 활용하여 전수화계수를 산정하는 것이 합리적이다. 셋째, 미관측지점의 전수화계수를 산정하기 위해서는 관측지점인 상류부/하류부의 자료를 이용하여 보정하는 작업이 필요하다. 전수화계수를 이용한 교통량 추정방법은 전수화계수와 프로브 대수만으로 교통량을 추정하는 방법이므로 미관측지점의 전수화계수 추정값은 교통량 추정의 정확도를 결정한다고 볼 수 있다.

전수화계수 산정은 관측지점의 시간대별 차종별 교통량자료( $q_s^k$ )와 프로브 대수( $p_s^k$ )를 이용하여 전수화계수( $e_s^k$ )를 산정한다. 여기서,  $k = \{\text{승용차, 버스, 화물차}\}$ ,  $s = \{up, tg, dn\}$ 으로 구성되며,  $tg$ 는 미관측지점,  $up$ 은 상류부 지점,  $dn$ 은 하류부 지점이다(그림 4-1참조). 전수화계수는 관측지점에 대해서 5분단위로 차종별로 산정되며, 산정방법은 다음과 같다.

$$e_s^k(i) = \frac{q_s^k(i)}{p_s^k(i)} \quad (\forall s, k \text{ and } s \neq tg, i \in T) \quad \text{식(3-1)}$$

여기서,

$e_s^k(i)$  :  $s$ 에 대한  $i$ 시간대 차종  $k$ 의 전수화계수

$q_s^k(i)$  :  $s$ 에 대한  $i$ 시간대 차종  $k$ 의 관측교통량

$p_s^k(i)$  :  $s$ 에 대한  $i$ 시간대 차종  $k$ 의 프로브대수

차종별로 5분 단위로 프로브 대수를 살펴보면 교통량이 적은 심야시간대에는 0값을 갖는 경우가 많이 발생한다. 특히 버스나 화물차대수는 총량자체가 적기 때문에 이러한 문제는 더욱 심각하다. 또한 5분단위로 차종별 프로브 대수는 샘플수가 적기 때문에 변동성이 매우 클 것이다. 따라서 차종별 전수화계수 산정 시 현재 시점을 기준으로 과거 시계열 개수( $c$ ) 만큼 프로브 대수와 교통량 자료를 합산하여 평균화하는 방법을 적용하였다. 여기서, 과거 시계열개수( $c$ )는 전수화방법론의 정확도를 결정할 수 있는 중요한 변수로 향후 최적화를 통해 결정된다. 최적화 이후 만약 과거시계열개수( $c$ ) 동안 프로브 대수 합계가 0값인 차종이 발생할 경우에는 총량에 대한 전수화계수를 적용하였다.

$$e_s^k(i) = \frac{\sum_{n=0}^c q_s^k(i-n)}{\sum_{n=0}^c p_s^k(i-n)} \quad (\forall s, k \text{ and } s \neq tg, i \in T) \quad \text{식(3-2)}$$

미관측지점( $tg$ )의 전수화계수를 산정하기 위해서는 관측지점( $up, dn$ )의 전수화계수와 프로브 자료를 이용하여 추정이 가능하다. 미관측지점의 전수화계수를 추정하기 위한 방법으로 프로브 유사법(probe similarity method)을 개발하였다. 프로브 유사법은 도시부 도로와 같이 복잡한 네트워크 체계로 구성된 공간에서도 유용하게 활용될 수 있다. 해당방법은 미관측지점과 관측지점 프로브의 시계열 패턴의 유사성을 바탕으로 가중치를 산정하기 때문에 별도의 네트워크 정보가 필요 없으며, 노선 및 교통축에 대한 특성이 다양한 도시부도로에 적용하는데 큰 무리가 없을 것이다.

프로브 유사법은  $t$ 시점에서 관측지점( $up, dn$ )의 프로브 대수와 미관측 지점의 프로브 대수의 상태 간 유사성이 높은 경우에 가중치를 크게 부여하는 방법이다. 여기서 상태 간 유사성이 높다는 것은 관측지점과 미관측지점의 프로브 대수의 차이가 적음을 의미한다. 프로브 유사성은 과거 시계열 개수( $c$ )에 대하여 산정되며, 가중치( $w_s$ )는 미관측지점과 상류부( $up$ ), 하류부( $dn$ )간의 프로브 유사성을 전체 상태간거리 합계( $d$ )로 나누어 산정하였다. 거리가중함수와 같이 유사성이 높은 경우에 가중치가 크고, 유사성이 낮은 경우 가중치가 낮게 설정하기 위하여 역수를 취하여 산정하였고, 가중치 함수의 합계는 1.0이 되도록 설정하였다. 프로브 유사법은 대상구간별로 인접한 관측지점을 탐색하여 국부적인 공간패턴을 추출하는데 유용하며, 별도의 연결성지수를 이용할 경우 복잡한 도시부도도를 대상으로 교통량을 추정할 경우에도 적용이 가능하다. 정인택 (2016)에서는 대상구간으로부터 인접한  $k$ 개의 관측지점을 유클리디안 거리를 이용하여 추출하였고, 이때 상태 간 거리는 단순히 최단거리가 아닌 별도의 연결성지수를 개발하여 적용하였다.

$$d_s^k = [|(p_{tg}^k(t) - p_s^k(t)|^2 + \dots + |p_{tg}^k(c) - p_s^k(c)|^2]^{1/2}, \forall s, k \text{ and } s \neq tg \quad \text{식(3-3)}$$

$$w_s^k = \frac{\left[ \left( \sum_{n=0}^c (p_{tg}^k(i-n) - p_s^k(i-n))^2 \right)^{1/2} \right]^{-1}}{\sum_s d^{-1}}, \forall s, k \text{ and } s \neq tg, i \in T \quad \text{식(3-4)}$$

$$e_{tg}^k(t) = e_{up}^k(t) \times w_{up} + e_{dn}^k(t) \times w_{dn} \quad \text{식(3-5)}$$

여기서,

$d_s^k$  :  $s$  지점  $k$ 차종의 상태간 거리 합계 ( $s = \{up, dn\}$ )

$w_s^k$  :  $s$  지점  $k$ 차종에 대한 가중치 ( $s = \{up, dn\}$ )

$c$  : 과거 시계열 개수



### 3. 변동성 축소모형(Reduction Model)

#### 1) 프로브 교통량 변동성 축소 필요성

교통량의 동적인 진화는 혼돈(chaos)된 시스템처럼 발전한다. 즉, 교통량 데이터의 시계열의 변동은 광범위한 범위에서 변동을 보인다. 본 연구에서와 같이 짧은 시간(5분 단위) 간격일 경우 변동성의 크기 더욱 커질 것이다. 이러한 사실 때문에 프로브 데이터의 원시자료를 그대로 사용할 경우 신뢰할 수 있는 수준의 교통량을 예측하기 어렵다. 즉, 추정교통량이 허용 가능한 오차수준을 만족하기 위해서는 분석에 사용되는 프로브 자료의 신뢰성 확보가 가장 중요하다.

본 연구에서 사용하고자 하는 DSRC(프로브) 자료는 하이패스 단말기를 장착한 차량이 도로변의 RSE 통과할 때 검지되는 방식으로 고속도로 전 구간에 대해서 개별차량의 이동 프로브 자료 수집이 가능하다. 하지만, 프로브 자료는 샘플 자료이며, 하이패스 단말기의 통신방식 중 RF 단말기를 장착한 차량의 정보만 수집이 가능하여 실제 관측 자료와 비교하였을 때 변동성은 클 수밖에 없다. 이는 프로브 교통량은 통신방식에 따른 수집문제와 주어진 보급률에서 일종의 무작위 샘플 때문이다. 무작위 샘플링의 경우 자체의 변동성을 포함하고 있기 때문에 프로브 교통량의 시계열자료를 동적 교통량 추정을 위한 입력 자료로 그대로 사용할 경우 바람직하지 않은 추정결과(과소/과대)를 보일 수 있다. 또한, 본 연구에서와 같이 짧은 집계시간 단위(5분)일 경우의 변동성은 더욱 증가할 것이다. 이러한 문제는 점유율이 낮은 구간 또는 교통량이 적은 심야시간대, 교통혼잡이 극심하여 교통량의 시계열 변동이 클 경우 더욱 심각해 질 것이다.

신뢰성을 갖춘 프로브 교통량을 입력 자료로 활용하기 위해 프로브 자료의 변동성을 관측 자료의 시계열 변동성과 유사하게 조정하여, 개발모형의 입력 자료로 활용하고자 한다. 본 연구에서는 프로브 교통량의 변동성 조정을 위하여 RM(Reduction Model) 모형을 통해 프로브 자료의 불필요한 랜덤 노이즈를 제거하고자 한다.

## 2) 프로브 교통량 변동성 축소모형(RM)

프로브 교통량의 변동성을 관측 자료와 유사하게 조정하기 위하여 본 연구에서는 해당 시간대의 프로브 자료의 변동성과 관측 자료의 변동성을 이용하여 프로브 교통량을 조정하는 방법을 적용하였다.

프로브 교통량 변동성 축소를 위한 모형개발 시 필수적으로 고려해야 할 사항은 다음과 같다. 첫째, 원시 프로브 교통량에 본질적으로 존재하는 불필요한 임의적 변이를 필터링할 수 있어야 한다. DSRC자료는 하이패스 단말기와 RSE와 통신을 통해 자료가 수집된다. 갑작스러운 통신 문제 또는 프로브 자료의 무작위 샘플링으로 인한 자체의 변동성으로 인하여 일시적(temporary)으로 변동이 발생할 수 있다. 이러한 경우가 발생하여도 안정적으로 프로브 교통량은 조정될 수 있어야 한다. 둘째, 교통량이 낮은 심야시간대 또는 점유율이 낮은 경우에 프로브 교통량은 0 값이 발생할 수 있는데, 이러한 경우에도 프로브 교통량을 유용한 값으로 보정(imputation)이 가능해야 한다. 셋째, 조정된 프로브의 시계열 동적 변화는 교통량의 변화와 유사해야 한다. 무리하게 프로브 자료의 변동성을 변형할 경우 실제 교통량 자료의 동적인 변화패턴을 왜곡시킬 수 있다. 따라서 프로브 변동성 축소를 위한 모형은 관측교통량 자료의 변동성을 함께 고려하여 개발되어야 한다.

본 연구에서 개발하고자 하는 변동성 축소모형(Reduction model, 이하 RM)은 실제 교통량의 시간적 변화가 원시 프로브 교통량과 매우 밀접한 관련이 있다고 가정하여 고안되었다. 이는 무작위 샘플링의 변동을 포함하는 원시 프로브 자료가 관측교통량의 일부분인 경우에 본 가정은 합리적일 수 있다. 프로브 교통량과 관측교통량과의 관계분석 결과를 살펴보면 두 자료에 대한  $R^2 = 0.955$ , 상관계수(correlation coefficient)는 0.978로 위의 가정은 성립한다고 볼 수 있다. 이러한 점을 고려하여 원시 프로브 교통량의 불필요한 변화는 원시 프로브 자료의 상대적 변동(Relative variation, 이하 RV)분포와 교통량의 RV분포를 사용하여 제거할 수 있다.

관측교통량과 프로브 교통량에 대한 시계열의 RV값을 측정하기 위해서

해당시간대의 원시자료 상태와 이동평균상태를 다음과 같이 정의하였다. 여기서,  $s = \{tg, up, dn\}$ 으로 구성되며,  $tg$ 는 미관측지점,  $up$ 은 상류부 지점,  $dn$ 은 하류부 지점이다(그림 4-1참조).

우선, 관측교통량( $q$ , 5분 단위 교통량)과 프로브 대수( $p$ , 5분 단위 교통량)의 집합을  $x = \{q, p\}$ 로 지정하고,  $X = \{Q, P\}$ 을  $x$ 상태의 시계열 집합으로 정의하였다. 현재의 시간 간격( $t$ )에서의 과거에 대한 시계열의 행태는  $T = [(t), (t-1), (t-2) \cdots (t-d)]$ 로 정의하며, 여기서  $d$ 는 시계열의 개수이다.  $X_s = [x_s(t), x_s(t-1), x_s(t-2), \cdots x_s(t-d)]$ 는  $s$ 에 대한  $x$ 상태의 시계열로 정의하였다.  $X_s^b = [x_s^b(t), x_s^b(t-1), x_s^b(t-2), \cdots x_s^b(t-d)]$ 는  $s$ 에 대한  $x$ 상태의 이동평균값(moving average)의 시계열로 정의하고,  $X_s^b$ 의 구성요소는 다음과 같이 산정된다. 이동평균값은 관측교통량과 프로브 자료의  $RV$ 값을 산정하기 위한 기준값(baseline)의 역할을 한다. 여기서,  $m$ 값은 이동평균값 산정을 위한 과거 샘플 개수로 향후 최적화를 통해 설정될 것이다.  $m$ 값이 너무 클 경우 시계열의 변동성을 고려하기 어려우며, 너무 작을 경우에는 두 자료의 기준 값으로 적용하는데 한계가 있다.

$$x_s^b = \frac{\sum_{n=0}^m x_s(i-n)}{m+1} \quad (m \geq 1, \forall x, s \text{ and } i \in T) \quad \text{식(3-6)}$$

여기서,

- $x_s^b$  :  $s$ 에 대한  $x$ 상태의 이동평균값
- $m$  : 이동평균값 산정을 위한 과거 샘플 개수( $m \geq 1$ )
- $x_s$  :  $\{tg, up, dn\}$ 에 대한  $\{q, p\}$

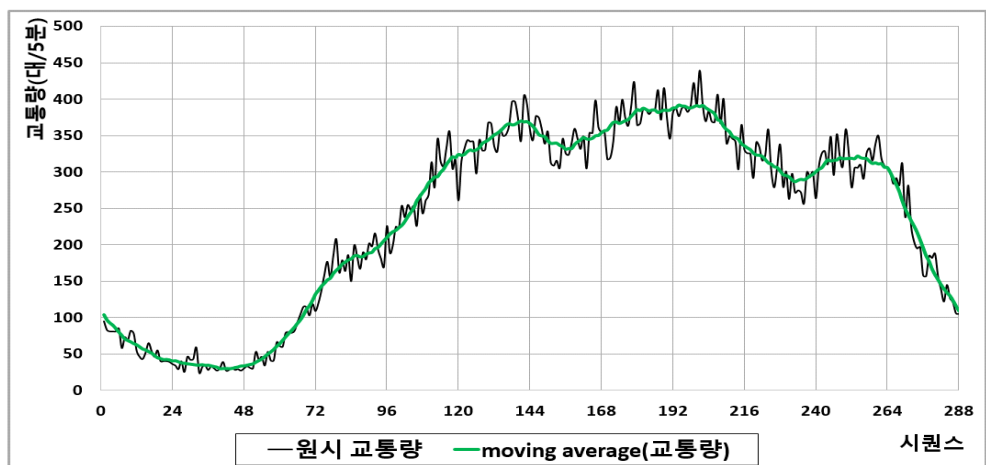
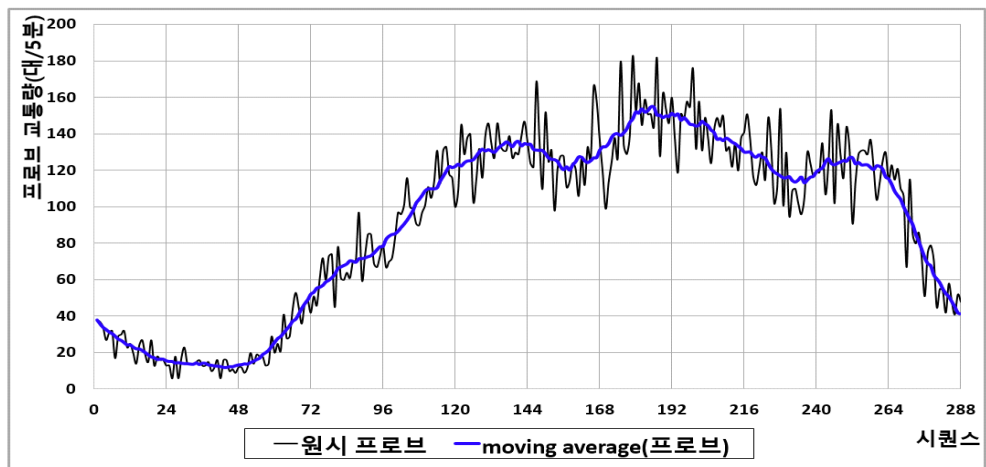
$s$ 에 대한  $x$ 상태의  $RV$ 값의 시계열은  $R_s^x = [r_s^x(t), r_s^x(t-1), \cdots r_s^x(t-d)]$ 로 정의하였다. 그러므로  $R_s^x$ 의 각 구성요소는  $X_s$ 와  $X_s^b$ (여기서, if  $s = tg$  then  $X \neq Q$ )의 구성요소를 이용하여 계산되어 진다.

$$r_s^x(i) = \frac{x_s^x(i) - x_s^b(i)}{x_s^b(i)}, \forall s, x, i \in T \quad \text{식(3-7)}$$

여기서,

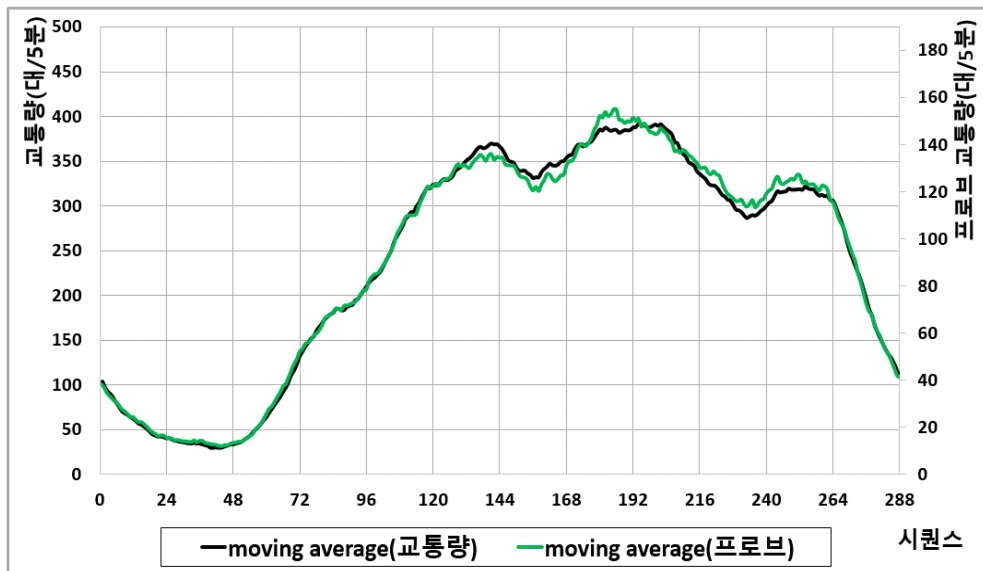
- $r_s^x$  :  $s$ 에 대한  $x$ 상태의 변동비율
- $x_s^b$  :  $s$ 에 대한 이동평균(moving-average)값
- $x_s$  :  $\{tg, up, dn\}$ 에 대한  $\{q, p\}$
- $i$  : 시간대(5분 단위) 순서

이동평균값( $X_s^b$ )을 산정한 이유는 프로브 자료와 교통량자료의 상대적인 변동성을 비교하기 위함이다. 즉, 이동평균값은 두 개의 자료에 대한 상대적인 비교를 위한 기준선(baseline) 역할을 수행한다.



<그림 3-2> 원시자료와 이동평균값(moving average) 비교

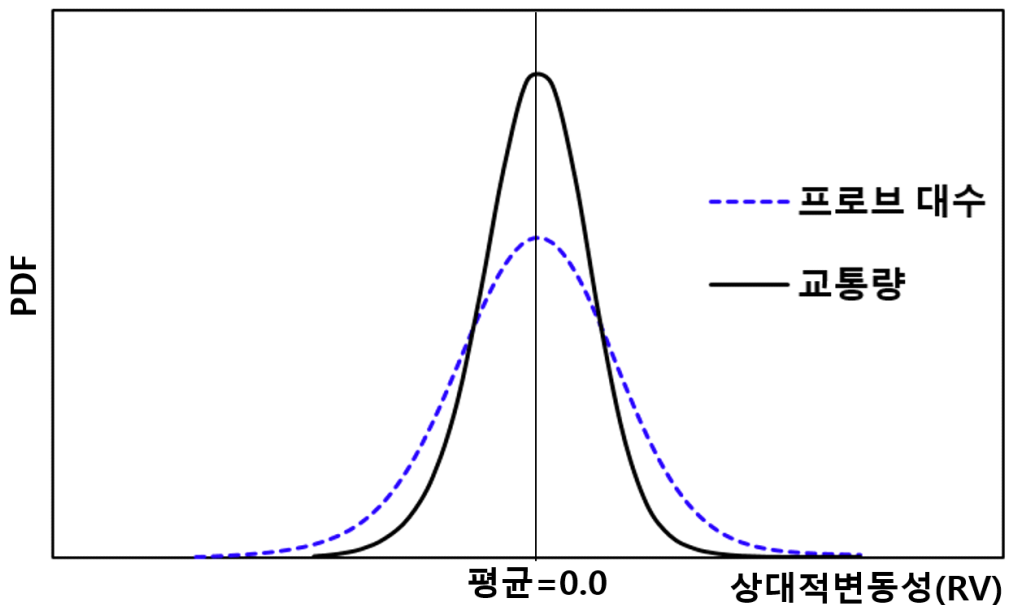
다음 그림은 교통량과 프로브 자료를 대상으로 현재시점( $t$ )에서 과거( $m=9$ )의 시계열 자료를 이동평균값의 분포이다. 절대적인 크기의 차이는 존재하나 곡선의 형태는 매우 유사하며,  $R^2=0.999$ 로 두 곡선은 통계적으로 동일한 형태로 정의할 수 있다. 따라서 본 연구에서 상대적인 변동성( $RV$ )을 산정하기 위하여 교통량과 프로브의 이동평균값을 기준선으로 하여 변동비율을 산정하였다. <그림 3-2>를 살펴보면 프로브 원시자료는 교통량과 비교하였을 때 교통량의 시계열적인 분포의 행태는 유사하나, 변동(variation)의 크기가 상대적으로 큰 것으로 분석되었다. 따라서 본 연구에서는 프로브 자료의 변동의 크기를 교통량과 유사한 수준으로 조정하고자 하며, 이는 교통량 전수화모형( $EM, CM$ )에서 중요한 역할을 한다.



<그림 3-3> 교통량과 프로브 자료의 이동평균값 비교( $m=9$ )

그림<3-3>는 관측교통량과 프로브 대수의  $RV(R_s^Q, R_s^P)$ 의 분포이다. 그림을 살펴보면 프로브 교통량의 분산은 관측교통량 보다 큰 것으로 분석되었다. 즉, 프로브 교통량은  $RV$ 분포의 표준편차(standard deviation)를 이용하여 관측교통량의  $RV$  분포와 유사하게 조정되어질 수 있다. 여기서 표준편차는 특정시점( $t$ )에서 이동평균값(moving average) 산정을

위한 과거 시계열 자료의 개수( $m$ )에 대한  $RV$ 분포의 표준편차이다. 이러한 통계적 원리는 프로브 교통량 상태의 시계열적 변화를 수정하는데 사용되어질 수 있다.  $P_s^a = [p_s^a(t), p_s^a(t-1), p_s^a(t-2) \dots, p_s^a(t-d)]$ 는  $s$ 에 대하여 조정된(adjust) 프로브 교통량 상태의 시계열이다. 수정된 프로브( $P_s^a$ ) 자료는 프로브 이동평균대수( $P_s^b$ )와 관측교통량  $RV$ 분포의 표준편차( $\sigma_s^Q$ ), 프로브 대수의  $RV$ 분포의 표준편차( $\sigma_s^P$ ) 비율로 조정되어 진다. 즉, 시계열의 프로브 변동량을 관측교통량의 변동비율의 수준으로 보정하는 것이다. 이를 통해 각 프로브 대수는 불필요한 랜덤(random) 샘플링의 변동을 제거하게 된다. 또한,  $p_s(i)$ 가 교통량이 낮은 경우에도 효과적으로 보정되며,  $p_s(i)=0$ 인 경우에도 유용하게 보정(imputation)되어질 수 있다. 이렇게 수정된 프로브 대수( $p_s^a, s \neq tg$ )는 미관측지점의 프로브 자료의 보정을 위해 사용되며, 교통량 전환모형( $CM$ )에서 상류부, 하류부의 입력 자료로 활용된다. 여기서 표준편차는 이동평균값 산정을 위해 최적화된 과거 샘플 개수( $m$ )에 대하여 산정된 값이다.



<그림 3-4> 상대적인 변동성(relative variation) 분포

$$p_s^a(i) = p_s^b(i) \times [1.0 + r_s^p(i) \times \frac{\sigma_s^Q}{\sigma_s^P}], \quad \forall s, i, s \neq tg, i \in T \quad \text{식(3-8)}$$

$$\sigma_s^x = \sqrt{\frac{1}{(m+1)} \sum_{i=0}^m (x_s(i) - \hat{x}_s)^2} \quad \text{식(3-9)}$$

여기서,

- $p_s^a$  :  $s$ 에 대한 조정된 프로브 대수( $s \neq tg$ )
- $r_s^p$  :  $s$ 에 대한 프로브 변동비율
- $\sigma_s^Q$  :  $s$ 에 대한 관측교통량  $RV$ 의 표준편차(샘플수 :  $m$ 개)
- $\sigma_s^P$  :  $s$ 에 대한 프로브 교통량  $RV$ 의 표준편차(샘플수 :  $m$ 개)

미관측지점은 상류부, 하류부와 달리 관측교통량자료가 수집되지 않는다. 그러므로 관측교통량에 대한 조정인자( $\sigma_s^Q$ )를 직접 계산하는 것은 불가능하다. 따라서 미관측지점 내에서 프로브 차량의 통과비율은 프로브 교통량의  $RV$ 관점에서 상류부 또는 하류부 위치에서의 통과비율과 유사하거나 적어도 현격하게 차이를 보이지 않을 것이라고 가정하였다. 이 가정에 기초하여  $\sigma_s^P (s \neq tg)$ 와  $\sigma_{tg}^P$ 의 유사성은 상류부와 하류부 두 개의 조정개수 값에 가중치를 부여하여 미관측지점의 수정된 프로브 교통량( $p_{tg}^a$ )을 산정할 수 있다. 가중치는 미관측지점의  $\sigma_{tg}^P$ 와 관측지점( $\sigma_{up}^P, \sigma_{dn}^P$ )의 차이가 작을수록 가중치는 크도록 하였고 가중치의 합은 1.0이다.

$$p_{tg}^a(t) = p_{tg}^b(t) \times \left[ 1.0 + r_{tg}^p(t) \times \sum_s \left( \frac{|\sigma_s^P - \sigma_{tg}^P|^{-1}}{\sum_s |\sigma_s^P - \sigma_{tg}^P|^{-1}} \times \frac{\sigma_s^Q}{\sigma_s^P} \right) \right], \quad s \neq tg \quad \text{식(3-10)}$$

여기서,

- $p_{tg}^a(t)$  :  $t$ 시점에서 미관측지점의 조정된 프로브 교통량
- $r_{tg}^p(t)$  :  $t$ 시점에서 미관측지점의 프로브 변동비율
- $\sigma_s^Q$  :  $s$ 에 대한 관측교통량의 표준편차(샘플수 :  $m$ 개)
- $\sigma_s^P$  :  $s$ 에 대한 프로브 교통량의 표준편차(샘플수 :  $m$ 개)

#### 4. 교통량 전환모형(Converting Model)

프로브 교통량은 모수가 아니고 샘플자료이기 때문에 실제 도로구간의 교통량 추정을 위해서는 별도의 모형개발이 필수적이다. 본 연구에서는 시간간격( $t$ )에서 미관측지점( $tg$ )에 대하여 변동성을 감소시킨 프로브 교통량( $p_{tg}^a(t)$ )을 교통량( $\hat{q}_{tg}(t)$ )으로 전환하기 위해서 프로브 대수 상태와 교통량 상태 사이의 비선형관계를 정의하기 위하여 거듭제곱 곡선식을 사용하였다. 본 연구에서 개발한 교통량 전환모형(Converting model, 이하 CV)은 가중함수(weight function)와 최적의 피팅곡선(fitting curve)의 결정 두 부분으로 설명된다. 교통흐름의 시간적 변화의 관점에서 볼 때 ( $t$ )시점에서 근접한 교통흐름의 시간적 진화는 ( $t$ )시점의 교통상태와 관련이 깊다(Vlahogianni et al. 2006).

Fotheringham et al.(2003)은 공간 요소들 간의 불안정(non-stationary)한 관계를 설명하기 위하여 bi-square-weighting 함수를 고려하였다. 여기서,  $W_s = [w_s(t), w_s(t-1), \dots, w_s(t-d)]$ 는  $t$ 에 대한 일련의 가중치(0.0~1.0)로 정의하였다. 시간의 근접에 따른 가중치의 변화는 다음 그림(3-5)와 같다. 시간적 비정상성에 대한 bi-square 함수는 다음과 같이 표현될 수 있다. 가중함수는 그림에서 보는 바와 같이 현재시점( $t$ )에서 시간적 거리가 멀어질수록 가중치는 0에 가까워지는 형태를 보이고 있다.

$$w_i = [1 - (\frac{i}{d})^2]^2, i = [0, 1, 2, \dots, d] \quad \text{식(3-11)}$$

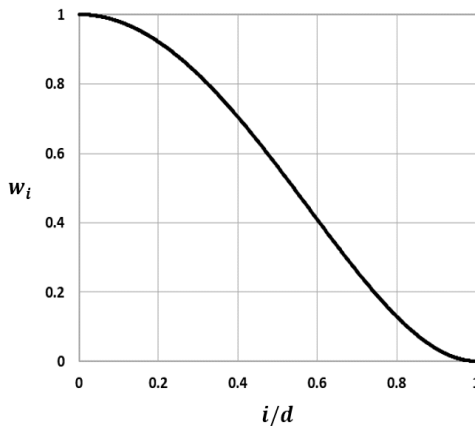
여기서,

- $w_i$  : 현재시점에서  $i$ 번째 과거자료의 가중치
- $d$  : 시계열자료의 크기

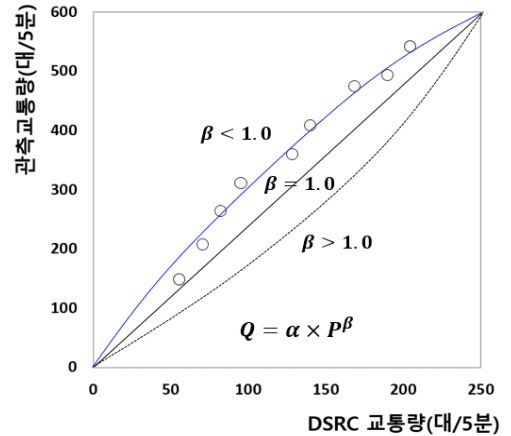
최적의 곡선을 찾기 위해서 미관측지점의 상류부( $up$ )와 하류부( $dn$ )에서 수집되는 교통량과 조정된 프로브 교통량은 각각 종속변수와 독립변



수로 사용된다. 종속변수와 독립변수는 각각 다음과 같이 정의하였다. 상류부 및 하류부에서 수집되는 교통량 상태는  $Q=[Q_{up}, Q_{dn}]$ , 조정된 프로브 교통량은  $P=[P_{up}^a, P_{dn}^a]$ 로 정의하였다. 또한,  $W=[W_{up}, W_{dn}]$ 는 두 위치에 대한 가중치 집합으로 정의하였다. 분석에 사용되는 관측 자료의 수( $N=2 \times d$ )는 상류부와 하류부 자료를 모두 포함하여 산정된다. 여기서  $d$ 는 프로브와 교통량간의 비선형관계를 추정하기 위한 입력 자료의 개수이다. 본 연구는 동적 교통량 추정이 목적이기 때문에 현재시점( $t$ )에서 과거시계열 자료  $d$ 개를 이용하여 관계를 파악하고자 한다.  $d$ 값은 최적곡선의 적합성 결정에 큰 영향을 주는 변수이다. 따라서  $d$ 값은 이동평균(moving average) 산정 시 시계열 개수( $m$ )와 함께 최적화과정을 거쳐 최종적으로 결정될 것이다.



(시간근접에 따른 가중치 곡선)

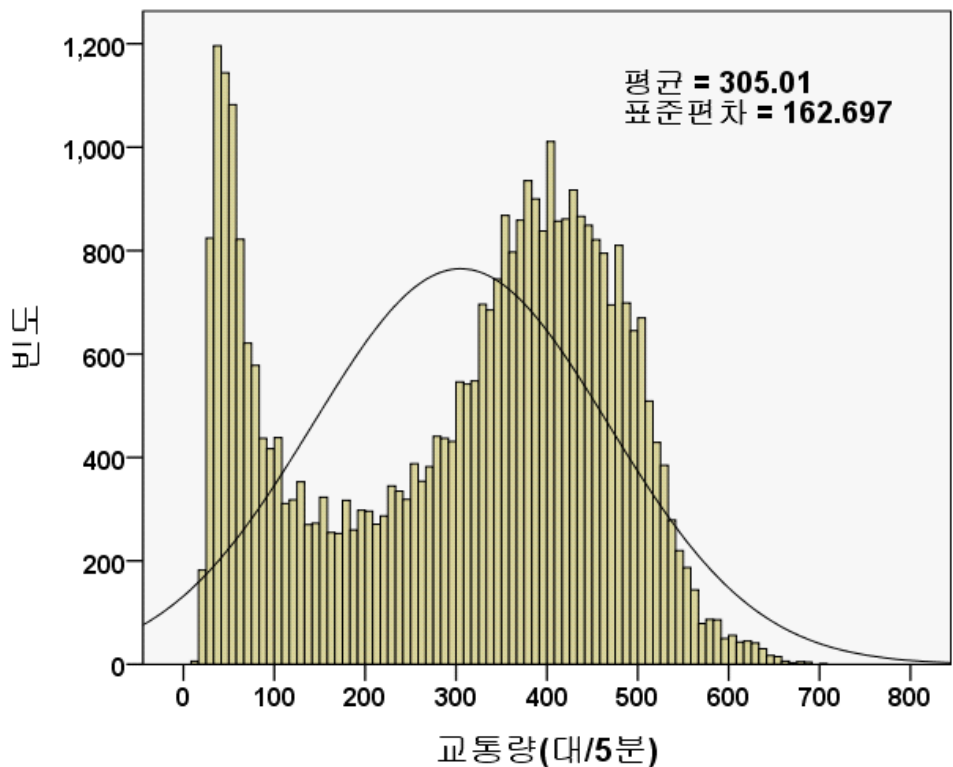


(거듭제곱 커브 피팅의 다양성)

<그림 3-5> 프로브 대수의 교통량 전환을 위한 곡선식

$Q=[q_1, q_2, \dots, q_N]$ 와  $P=[p_1, p_2, \dots, p_N]$ 을 종속변수 및 독립변수로 설정하고,  $W=[w_1, w_2, \dots, w_N]$ 을 가중치 값의 세트로 정의하였다. 프로브 교통량은 교통량의 직접적인 부분임에도 불구하고, 프로브 교통량의 시간적 변화는 교통량의 시간적 변화보다 넓은 범위에서 변동(variation)이 발생하는 것은 당연한 일이다. 따라서 선형회귀 모형이 사용된다면  $P$ 와  $Q$ 사이의

비선형 관계의 방향성을 파악하는데 실패하여, 반복적인 과대추정 및 과소추정, 음의 추정문제가 발생할 수 있다. 정인택(2016)은 미관측 도로구간의 AADT(Annual Average Daily Traffic Volume)를 추정하기 위하여 선형회귀 모형( $Q = \alpha \times P + \beta$ )을 적용하였다. AADT는 교통량 수준이 높으므로, 상수값( $\beta$ , 배경교통량)을 포함한 선형회귀식 적용이 가능하다. 하지만, 동적 교통량 추정을 위해서는 5분 단위의 교통량 자료를 이용하여 분석하게 된다. 심야시간대 및 통과교통량이 작은 구간의 경우 교통량 수준이 낮을 수 있다. <그림 3-6>은 서울외곽고속도로 5개 구간(김포, 시흥, 청계, 성남, 구리남양주)의 2018년 5월 2주일 동안의 5분 단위 교통량 분포이다. 교통량 분포는 쌍봉형태를 보이고 있으며, 50대 미만의 교통량을 보이는 시간대도 상당히 많은 것을 볼 수 있다. 이러한 형태는 지방고속도로에서 더욱 뚜렷하게 발생할 것이다.



<그림 3-6> 관측교통량의 빈도분포

이러한 이유로, 동적 교통량 추정 시 상수값을 포함한 선형회귀식을 적용하는 것은 신중히 고려해보아야 한다. 만약에 상수값( $\beta$ )이 잘못 최적화될 경우 프로브 대수가 낮음에도 불구하고 높은 수준의 교통량 추정이 가능하며,  $\beta$ 가 음수로 최적화될 경우 음수의 교통량이 추정될 수 있다. 또한, 무리하게  $\beta$ 값을 제약할 경우 추정오차는 높아질 수 있다.

거둬제곱 곡선식은  $Q = \alpha \times P^\beta$ 로 정의하였다. 여기서  $\alpha(> 0.0)$ 와  $\beta(> 0.0)$ 는 각각  $P$ 의 계수와 지수값이다.  $\beta$ 값은 그림<3-5>와 같이  $\beta > 1.0$ 인 경우 절편이 0이고 오목한(concave) 곡선의 형태를 보이며,  $\beta > 1.0$ 인 경우 볼록한(convex) 곡선의 형태를 나타낸다.  $\beta > 1.0$ 인 경우에 곡선은 지수 함수 형태로  $\beta$ 값이 잘못 추정될 경우 과소/과대추정문제가 발생할 수 있다. 따라서 과소/과대추정 문제를 방지하기 위하여  $\beta \leq 1.0$ 으로 설정하였다. 전체 추정오차를 최소화하는 최적곡선에 대해, 국부적(local) 오차는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\varepsilon_i = q_i - \hat{\alpha} \times p_i^{\hat{\beta}} \quad \text{식(3-12)}$$

여기서,

- $\varepsilon_i$  : 관측  $i$ 에 대한 추정오차
- $\hat{\alpha}$  :  $\alpha$ 의 최적값
- $\hat{\beta}$  :  $\beta$ 의 최적값

앞서 언급한 바와 같이 교통량 흐름의 상태는 폭넓게 변화하고 교통량은 낮은 수준에서부터 높은 수준까지 다양하다. 게다가, 프로브 교통량 상태의 시간적 변화는 교통량 상태보다 더욱 가파르게 변화한다. 따라서 최적곡선을 맞추기 위한 목적함수로 잔차제곱합(Sum of Square Error, 이하 SSE)을 사용하는 경우 낮은 교통류 상태의 기여도와 높은 교통류 상태의 기여도는 동일하게 적용된다. 이러한 문제를 효과적으로 해결하기 위해서 가중절대상대오차(weighted absolute relative error)의 합을 최적의 곡선식을 정의하기 위한 목적함수로 사용하였다. 절대상대오차는

공정한 기준(unbiased basis)을 제공하기 때문에, 시계열 예측 및 예측영역에서 성능 척도로 널리 사용된다. 최적곡선식 피팅(fitting)을 결정하기 위한 최소화 문제는 다음과 같이 정의하였다.

$$\text{Min.} \sum_{i=1}^N w_i \times \frac{|q_i - \hat{\alpha} \times p_i^{\hat{\beta}}|}{q_i} / \sum_{i=1}^N w_i \quad (S.T. \quad \hat{\alpha} > 0.0, \hat{\beta} > 0.0) \quad \text{식(3-13)}$$

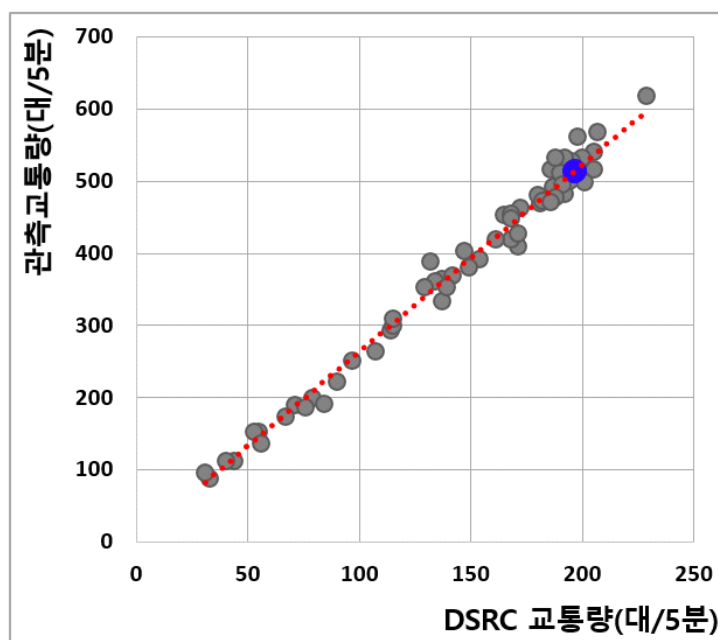
여기서, 교통량( $q$ )은 0보다 크고,  $\beta$ 는 0보다 크며, 교통량은 프로브 교통량의 증가에 따라 감소하지 않으므로  $\alpha$ 값도 0보다 크다. 최적곡선에 대한  $\hat{\alpha}$ 와  $\hat{\beta}$ 의 추정값은 최소화 문제를 해결함으로써 산정되며,  $tg$ 에서의 교통량은 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{q}_{tg} = \hat{\alpha} \times p_{tg}^a(t)^{\hat{\beta}} \quad \text{식(3-14)}$$

여기서,

$\hat{q}_{tg}(t)$  :  $t$ 시점에서의  $tg$ 에 대한 추정 교통량

$p_{tg}^a(t)$  :  $t$ 시점에서의  $tg$ 에 대한 조정된 프로브 교통량



<그림 3-7> 교통량 전환모형(CM) 개념

## 5. 교통량 추정모형

이동 프로브 자료를 이용한 동적 교통량 추정모형은 앞서 설명한 모형(EM, RM, CM)의 조합으로 개발하였다. 본 연구에서 개발한 동적 교통량 추정모형은 프로브 대수 전수화 방법에 따라 다음과 같이 총 두 가지 형태로 구분하였다.

Model type ①은 기본적으로 전수화계수 모형(Expanding Model, 이하 EM)을 활용하며, 단순 전수화모형(Naive Expanding Model, 이하 NEM)과 변동성 축소모형(RM)과 전수화계수모형(EM)을 융합한 모형(Reduction Expanding Model, 이하 REM)으로 구분하였다.

Model type ②는 기본적으로 전환모형(Converting Model, 이하 CM)을 활용하며, 단순 전환모형(Naive Converting Model, 이하 NCM)과 변동성 축소모형(RM)과 전환모형(CM)을 융합한 모형(Reduction Converting Model, 이하 RCM), 변동계수(Cv)와 전환모형(CM)을 융합한 모형(Coefficient variation Converting Model, 이하 CCM)으로 구분하였다.

<표 3-2> 교통량 추정모형 정의

Model Type	전수화방법	교통량 추정모형	변동성 축소모형
①	EM	NEM	-
		REM	Reduction model
②	CM	NCM	-
		RCM	Reduction model
		CCM	Coefficient variation

### 1) Model Type ① : EM(Expanding Model)

Model type ①은 기본적으로 전수화계수 모형(EM)을 기반으로 하며, 변동성 축소모형(RM) 적용 여부에 따라 NEM, REM으로 모형을 구분하였다.

NEM은 단순 전수화모형으로, 5분 단위로 수집되는 관측지점( $up$ ,  $dn$ )의 차

중별 교통량( $q_{up}^k, q_{dn}^k$ )과 프로브 대수( $p_{up}^k, p_{dn}^k$ )를 이용하여 차중별 전수화 계수( $e_{up}^k, e_{dn}^k$ )를 산정한다. 미관측지점의 전수화계수( $e_{tg}^k$ ) 산정은 프로브 유사법을 이용하였고, 미관측지점 교통량( $q_{tg}^k$ ) 추정방법은 다음과 같다.

$$e_s^k(i) = \frac{q_s^k(i)}{p_s^k(i)}, \forall s, i, s \neq tg, i \in T \quad \text{식(3-15)}$$

$$q_{tg}^k(i) = e_{tg}^k(i) \times p_{tg}^k(i), \forall i, k, i \in T \quad \text{식(3-16)}$$

본 모형은 수식이 복잡하지 않고, 단순하여 현장에 적용하는데 효과적일 것이다. 특히, DSRC 자료와 같이 프로브 자료의 점유율이 높아 상대적으로 시계변동이 크지 않은 경우에 적합한 방법으로 판단된다.

REM은 기본적으로 NEM과 동일하나 프로브 자료의 시계열 변동성을 축소시킨 후 전수화계수를 산정하는 것이다. 본 연구에서 사용되는 이동 프로브 자료인 DSRC는 점유율이 높음에도 불구하고 샘플자료이고, 무작위 샘플링에 의한 자체의 변동성과, 단말기 통신방법(IR/RF) 및 통신문제로 인한 변동성을 포함하고 있다. 따라서 NEM을 통한 교통량 추정결과와 비교하여, 프로브 자료의 변동성 축소모형의 효과를 판단하고자 한다. 즉, NEM과의 차이는 전수화계수 산정 시 사용되는 프로브 대수에 있다. 전수화계수는 다음과 같이 RM을 통해 수정된 프로브자료를 이용하여 산정한다. 차중별 교통량 추정의 경우 별도로 차중 비율을 산정할 필요가 없으며, 차중별 전수화계수( $e_{tg}^k$ )를 이용하여 산정이 가능하다.

$$e_s^k(i) = \frac{q_s^k(i)}{p_s^{a,k}(i)}, \forall s, i, s \neq tg, i \in T \quad \text{식(3-17)}$$

$$q_{tg}^k(i) = e_{tg}^k(i) \times p_{tg}^{a,k}(i), \forall i, k, i \in T \quad \text{식(3-18)}$$

## 2) Model Type ② : CM(Converting Model)

Model type ②는 기본적으로 프로브 자료 전수화를 위하여 전환모형(CM)을 사용하며, 전수화계수를 이용한 Model type ①과 달리 관측지점의 프로브대수와 관측교통량 간의 비선형 관계를 통하여 미관측지점의 교통량을 추정한다. 또한, 변동성 축소모형 적용에 따라 NCM, RCM, CCM으로 구분하였고, 각 모형별로 교통량 추정의 정확도를 분석하고자 한다.

NCM은 단순전환모형으로 입력 자료로 사용되는 프로브 자료는 별도의 보정 없이 원시자료를 사용하여 CM모형을 통해 교통량을 추정하는 방법이다. 반면에 RCM은 입력자료 사용되는 프로브자료를 RM모형을 통해 변동성이 감소된 프로브( $q_s''$ )를 사용하여 교통량을 추정한다.

CCM모형은 관측지점의 프로브 대수와 교통량의 변동계수( $C_v$ )와 전환모형(CM)을 융합한 모형으로, 프로브 변동성 축소모형(RM)을 이용한 RCM과 달리 각각의 데이터(프로브, 교통량) 특성을 고려하여 교통량을 추정한다. RM모형의 기본가정은 프로브 자료는 교통량의 일부분이므로 교통량의 시계열 패턴이 프로브 대수와 매우 밀접한 관련이 있다는 가정에서 개발되었다. 이러한 가정을 기반으로 관측지점( $up, dn$ )의 프로브 대수를 교통량의 시계열 변동성과 유사하게 조정하고, 미관측지점( $tg$ )의 프로브 대수는 상류부와 하류부의 보정계수를 이용하여 산정하였다. 하지만, 프로브 자료의 임의적 변동성과 기하구조 등의 영향으로 프로브 자료의 시계열 패턴이 교통량의 시계열 패턴과 통계적으로 유의하지 않을 수 있다. 또한, 프로브 차량의 통과비율 측면에서 미관측지점의 통과비율이 상류부, 하류부와 차이를 보일 수 있다. 따라서 이러한 통계적 문제를 해결하기 위하여 각각의 데이터가 갖고 있는 시계열 패턴을 그대로 반영하여 입력 자료로 활용하고자 한다.

CCM의 입력 자료는 관측지점 상류부와 하류부의 교통량( $q_s$ ), 프로브 대수( $p_s$ )가 사용된다. RCM에서 프로브 대수는 RM을 통해서 관측교통량의 시계열 패턴과 유사하게 보정되어 사용되었다. 하지만, CCM에서는

각각의 데이터별로 가중치(bi-square-weighting)가 고려된 이동평균값(moving average)을 이용하여 관측지점의 보정된 프로브 대수( $p_x^a$ )와 교통량( $q_x^a$ )을 입력 자료로 활용하였다. 이는 평활화(smoothing) 과정을 통해 두 자료 간의 설명력을 개선하기 위함이다.

$$w_i = [1 - (\frac{i}{m})^2]^2, i = [0, 1, 2, \dots m] \quad \text{식(3-19)}$$

$$x_s^a = \frac{\sum_{n=0}^m x_s(t-n) \times w_i}{m+1} (m \geq 1, \forall x, s \text{ and } t \in T) \quad \text{식(3-20)}$$

미관측지점( $tg$ )의 교통량 추정을 위한 프로브 대수( $p_{tg}$ )도 평활화된 자료를 이용하였고, 교통량 추정모형식은 기존 CM모형에 미관측지점 프로브 대수 보정을 위한 함수식  $f(q_s, p_s)$ 을 포함하여 파라미터( $\alpha, \beta$ ) 값을 최적화하였다. 미관측지점 프로브 대수 보정을 위한 함수인  $f(q_s, p_s)$ 는 최적곡선식(fitting curve) 산정에 사용되는 관측 자료의( $x$ )의 표준편차( $\sigma^x$ )와 평균( $\bar{x}$ )을 이용한 변동계수( $cv^x$ )를 이용하였다. 표준편차의 경우 평균이 클수록 커지는 경향이 있으므로, 이에 대한 영향을 반영하기 위하여 표준편차를 평균으로 나눈 값인 변동계수를 적용하였다. 여기서 표준편차와 평균값은 최적곡선식 분석에 사용되는 상류부, 하류부 관측자료( $N=2 \times d$ )를 대상으로 산정된 결과이다.

$$cv^x = \frac{\sigma^x}{\bar{x}} \quad \text{식(3-21)}$$

여기서,

- $cv^x$  :  $x$ 에 대한 변동계수( $x = \{q, p\}$ )
- $\bar{x}$  :  $x$ 에 대한 평균(샘플수 : N개)
- $\sigma^x$  :  $x$ 에 대한 표준편차(샘플수 : N개)



미관측지점 프로브 대수 보정을 위한 함수식  $f(q_s, p_s)$ 는 미관측지점의 변동률과 관측지점의 교통량과 프로브 대수의 변동계수의 비율을 이용하여 산정하였다. 여기서, 변동률은 RM모형에서 제시한 방법과 동일하게 이동 평균 자료와 원시자료의 차이로 정의하였다. 미관측지점 교통량 추정은 식(3-23)과 같이 산정된다.

$$f(q_s, p_s) = 1.0 + r_{tg}^p \times \frac{cv^q}{cv^p}, s \neq tg \quad \text{식(3-22)}$$

$$\hat{q}_{tg}(t) = \hat{\alpha} \times [p_{tg}(t) \times f(q_s, p_s)]^{\hat{\beta}}, \forall s, t, s \neq tg \quad \text{식(3-23)}$$

CM은 전수화계수를 이용한 EM모형과는 달리 차종별로 교통량을 추정하지 않고 전 차종 총량을 기준으로 교통량을 추정한 후 별도의 차종별 교통량 추정모형을 통해 차종별 교통량( $q_{tg}^k$ )을 추정한다.

차종별 교통량 산정은 프로브 자료 및 관측 자료의 특성(차종 정보)에 따라 두 가지 상황이 있을 수 있다. 첫 번째는 관측 자료는 차종 구분이 가능하지만 프로브 자료는 차종 구분이 불가능한 경우, 두 번째는 프로브 자료는 차종 구분이 가능하지만, 관측 자료가 차종 구분이 불가능한 경우이다. 본 연구에서 사용하는 자료와 같이 관측자료 및 프로브 자료 두 가지 모두 차종 정보 수집이 가능한 경우도 있지만, 미관측지점의 차종 비율을 산정하는 경우에 두 가지 정보를 모두 사용하는 것은 큰 의미가 없으므로 해당 경우는 제외하였다.

첫 번째, 관측 자료의 차종 구분이 가능한 경우로 이때 프로브 자료는 별도의 차종 정보 없이도 산정이 가능하므로, 차종에 대한 정보가 없는 GPS자료를 이용하여도 추정이 가능하도록 모형을 개발하였다. 본 연구에서 사용하는 관측 자료는 TCS 자료로 차종에 대한 구분이 가능하며, 총 6개 차종으로 승용차(1, 6종), 버스(2종), 화물차(2, 4, 5종)로 집계하여 자료를 구축하였다. 버스와 화물차에 대한 교통량(5분 단위)의 시간대별 분포를 살펴보면, 심야시간대뿐만 아니라 특정 시간대에서 매우 낮은 수준이거나 또는 제로인 경우가 많이 발생한다. 따라서 차종별로 별도의

모형을 개발하여 산정하는 것보다는 미관측지점의  $t$ 시점의 추정교통량( $\hat{q}_{tg}(t)$ )과 차종비율( $r_{tg}^k(t)$ )을 이용하여 산정할 수 있는 방법론을 개발하였다.

미관측지점( $tg$ )의 차종 비율 산정을 위해서는 상류부( $up$ )와 하류부( $dn$ )의 교통량 자료를 활용하였다. 미관측지점 기준으로 상류부와 하류부는 거리상으로 차이를 보이며, 교통량의 진·출입이 가능한 나들목(IC)과 분기점(JC)이 다수 존재할 수 있다. 이러한 이유로 각 구간별로 차종 비율의 특성은 차이를 보일 수 있다. 따라서 미관측지점의 위치에 따라서 상류부와 하류부의 통행특성을 반영하기 위하여 가중치( $w_s$ )를 산정하여 차종비율을 산정하고자 한다. 여기서, 가중치는 미관측지점에서 상류부와 하류부까지의 거리를 이용하였다. 즉, 미관측지점과의 거리가 가까울수록 가중치는 크고, 멀어질수록 작아지며, 가중치의 합은 1.0으로 정의하였다.

$$w_s = \frac{(l_s)^{-1}}{\sum_s (l_s)^{-1}}, s \neq tg \quad \text{식(3-24)}$$

여기서,

$w_s$  :  $s$  지점의 가중치 ( $s = \{up, dn\}$ )

$l_s$  : 미관측지점과  $s$ 까지 거리

미관측지점의 차종 비율은 다음과 같이 상류부, 하류부에서 수집된 차종별 교통량( $q_{up}^k, q_{dn}^k$ )과 전체교통량( $q_{up}, q_{dn}$ ), 가중치( $w_{up}, w_{dn}$ )를 이용하여 산정된다. 미관측지점의 상류부( $up$ ), 하류부( $dn$ )를 이용하여 미관측지점의 차종비율을 산정하는 방법의 경우 동일한 노선 및 차종별 통행특성이 유사한 경우에 유용하게 사용될 수 있지만, 차종 구성 행태가 큰 차이를 보일 경우 과소/과대 추정될 수 있는 한계는 존재한다.

$$r_{tg}^k(t) = \frac{q_{up}^k(t)}{q_{up}(t)} \times w_{up} + \frac{q_{dn}^k(t)}{q_{dn}(t)} \times w_{dn} \quad \text{식(3-25)}$$

여기서,

$r_{tg}^k(t)$  : 미관측지점의  $t$ 시점에서의 차종비율

$q_{up, dn}^k(t)$  : 상류부, 하류부의  $t$ 시점에서의 교통량( $k = \{\text{승용차, 버스, 화물차}\}$ )

두 번째, 프로브 자료의 차종 구분이 가능한 경우로, 이때 관측지점은 VDS와 같이 차종별 교통량 수집이 불가능한 경우에 적용 가능한 모형을 개발하였다. 본 연구에서 사용하고자 하는 DSRC 자료는 TCS 자료의 차종 구분과 동일하게 6개 차종으로 승용차(1, 6종), 버스(2종), 화물차(2, 4, 5종)로 집계하여 자료를 구축하였다. 즉, DSRC 자료와 같이 차종에 대한 구분이 가능한 경우에는 구간별로 차종별 프로브 대수 산정이 가능하기 때문에 전체 프로브 대수( $p_s$ )를 차종별 프로브 대수( $p_s^k$ )로 나눠주면 차종비율( $r_s^k$ )은 어렵지 않게 산정이 가능하다. 단, 프로브 교통량이 많지 않은 시간대의 경우 차종별 프로브 대수는 0값을 갖는 경우가 많이 발생할 수 있으므로, 현재시점( $t$ )을 포함하여 최근 15분 동안의 프로브 교통량을 합산한 대수를 이용하여 차종비율을 산정하였다. 차종비율 산정을 위한 시계열 개수( $n$ )가 너무 클 경우 차종비율의 동적인 시계열 특성을 반영하기 어렵기 때문에  $n$ 값은 3으로 설정하였다.

$$r_{tg}^k(i) = \frac{\sum_{n=0}^3 p_s^k(i-n)}{\sum_{n=0}^3 p_s(i-n)} \quad (\forall k, i \in T) \quad \text{식(3-26)}$$

미관측지점의 시간대별 차종비율 산정이 완료되면, 앞서 추정된 전체 교통량( $\hat{q}_{tg}(t)$ )과 차종비율을 이용하여 차종별 교통량을 산정하게 된다.

$$q_{tg}^k(t) = r_{tg}^k(t) \times \hat{q}_{tg}(t) \quad \text{식(3-27)}$$

Model type ②에서는 차종별 교통량 산정을 위해, 관측 자료 기반의 방법론과, 차종정보 수집이 가능한 프로브 자료를 이용한 방법론을 함께 제시였고, 이는 모형의 향후 적용성 및 확장성을 고려하였기 때문이다.

## 제4장 자료구축 및 특성분석

### 제1절 구축개요

#### 1. 수집자료 선정

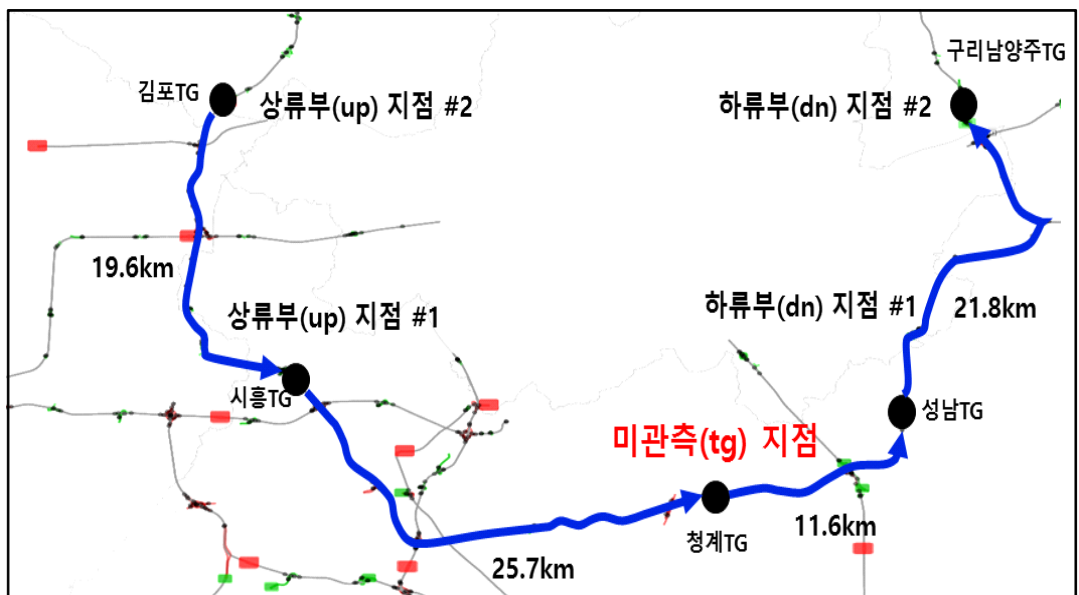
이동 프로브 자료를 이용하여 차세대 동적 교통량 검지방범론 개발을 위하여 앞서 프로브 자료의 변동성 축소모형 및 프로브 자료를 교통량으로 변환하기 위한 전수화모형을 제안하였다. 본 연구에서는 이동프로브(DSRC) 자료의 잠재력을 입증하기 위하여 두 가지 유형의 데이터(프로브 대수, 교통량)를 사용하여 사례연구를 수행하고자 한다.

하이패스 단말기(RF단말기)를 장착한 차량이 도로변의 RSE를 통과할 때 생성되는 DSRC 원시자료는 차량ID와 RSE\_ID, RSE\_검지시각, 차종 등의 정보를 포함하고 있다. 해당 자료를 이용하여 구간별 프로브 대수를 산정하기 위해서는 별도의 전처리 과정이 필요하며, 이 부분은 자료구축 방법에서 설명하고자 한다. 본 연구에서는 전처리 과정을 통해 각 구간별 이동 프로브 자료를 5분 단위로 집계하여 구축하였다. 또한, 해당 자료는 총 6가지의 차종ID형태로 구성되었다. 일반적으로 승용차는 1종(승용차), 6종(경차), 버스는 3종, 화물차는 2종(소형), 4종(중형), 5종(대형)으로 구성된다. 본 연구에서는 총 4개(승용차, 버스, 화물차, 전 차종)의 차종으로 분류하여 프로브 자료를 구축하였다.

관측교통량은 해당구간의 VDS 검지기 자료를 이용하지 않고, 본선TG 자료를 사용하였다. VDS 자료는 일반적으로 검지오차가 10% 이상이며, 주기적인 유지보수가 이루어지지 않을 경우 교통량 검지가 되지 않아 과소 산정되는 문제가 발생한다. 이러한 문제로 인하여 서울외곽순환 고속도로 본선TG 교통량 사용하였다. TG교통량은 요금징수시스템(TCS)에 의해 수집되며, 교통량 데이터의 정확도는 최대 99% 이상이다. 톨게이트 구간 교통량은 요금 정산을 목적으로 구축된 시스템으로 교통량집계의 정확도는 고속도로 구간에서 수집되는 자료 중에 가장 높다. TCS 자료도 DSRC 자료와 차종분류가 같으므로, 동일한 형태로 구축하였다.

## 2. 수집자료 내용 및 범위

동적 교통량 검지방법론을 적용하기 위한 테스트베드는 그림(4-1)과 같이 서울외곽순환 고속도로 구간이다. 분석대상 지점(*tg*)은 청계TG지점이며, 상류부(*up*)는 시흥TG, 김포TG 2개 지점, 하류부(*dn*)는 성남TG, 구리남양주TG 2개 지점으로 구성하였다. 본 연구에서는 관측대상지점의 간격에 따른 교통량 추정의 정확도를 살펴보기 위하여, 상류/하류부 지점을 2가지로 분류하여 분석하고자 한다. 첫 번째 상류부는 시흥TG, 하류부는 성남TG로 설정하였다. 청계TG에서 시흥TG까지는 25.7km이며, 구간 내에는 4개의 분기점(JC)과 2개의 나들목(IC)이 존재하며, 청계TG에서 성남TG까지는 11.6km이며, 구간 내에는 1개의 분기점과 1개의 나들목이 존재하며, 상류부에서 하류부 지점까지의 총연장은 37.3km이다. 두 번째 상류부는 김포TG, 하류부는 구리남양주TG로 설정하였다. 청계TG에서 김포TG까지는 19.6km이며, 구간 내에는 6개의 분기점(JC)과 7개의 나들목(IC)이 존재하며, 청계TG에서 구리남양주TG까지는 21.8km이며, 구간 내에는 3개의 분기점과 5개의 나들목이 존재하며, 상류부에서 하류부 지점까지의 총연장은 33.4km이다.

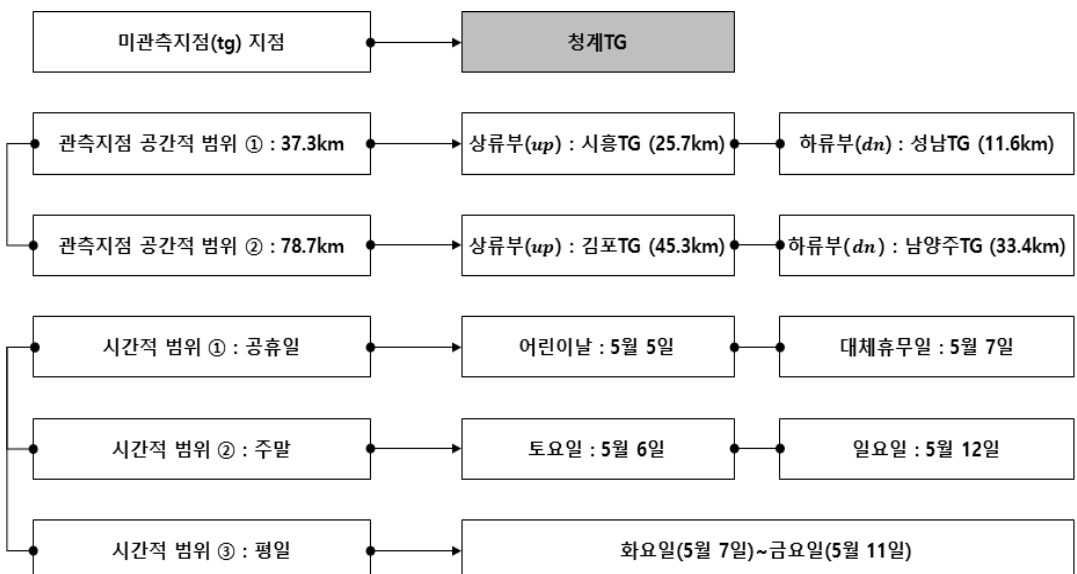


<그림 4-1> 분석대상(Test-bed) 구간

상류부/하류부 관측지점을 2가지(총연장 37.3km, 78.7km) 형태로 분류하여 교통량 추정의 정확도를 살펴보고자 하며, 이를 통해 향후 다른 구간에서 적용하고자 할 때, 신뢰할만한 교통량 정확도를 확보하기 위한 관측지점 검지기의 적정설치 간격에 대해서도 논의하고자 한다. 관측지점의 공간적 확장에 따른 분석은 모형의 성능평가 부분에서 수행하고자 한다.

분석 자료의 시간적 범위는 2018년 5월 5일~12일 총 8일의 자료를 이용하여 모형의 정확도를 평가하고자 한다. 분석대상 기간에는 교통량 수준이 상당히 높은 공휴일(5월 5일, 어린이날)과 대체 휴무일(5월 7일)을 포함하고 있으며, 주말과 평일을 모두 포함하고 있다. 분석대상기간의 설정 기준은 다양한 교통상황에서 본 연구에서 제안한 교통량 추정모형이 안정적으로 추정이 가능한지 여부를 판단하기 위하여 설정하였다.

본 연구에서는 고속도로 미관측지점에 대한 교통량 추정을 다양한 교통상황에서 안정적인 교통량 추정여부를 판단하기 위하여 시간적 범위를 설정하였다. 또한, 모형성능평가에서 관측지점 간의 적정거리 산정을 위해 공간적범위를 확장한 분석과 미관측지점 위치에 따른 성능평가 수행을 위해 시흥, 청계, 성남TG를 미관측지점으로 설정하여 모형을 평가한다.



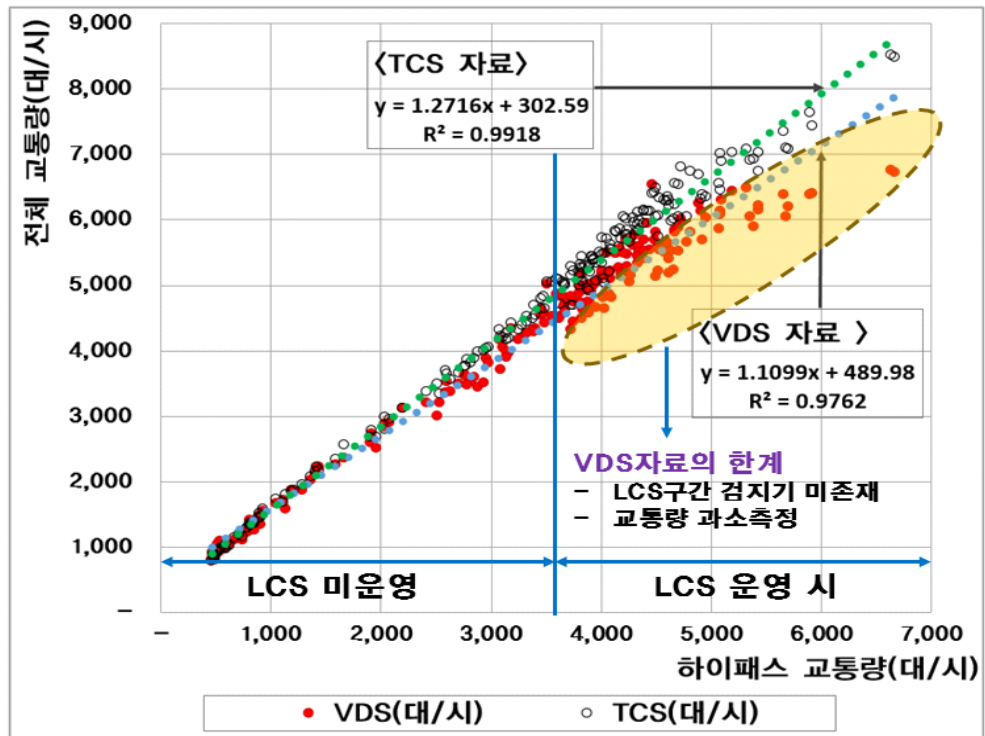
<그림 4-2> 분석의 공간적, 시간적 범위

## 제2절 자료구축 방법

### 1. 관측교통량 구축

관측교통량 자료는 본 연구의 분석대상구간인 서울외곽고속도로 5개 지점(김포TG, 시흥TG, 청계TG, 성남TG, 구리남양주TG)에 대하여 차종별 5분 단위로 자료를 구축하였다. 관측 자료는 앞서 설명한바와 같이 요금징수시스템에서 수집되는 TCS 자료를 이용하여 구축하였다.

본 연구에서 관측교통량으로 VDS 자료 대신 TCS 자료를 이용한 이유는 다음과 같다. 첫째, 고속도로 구간에 설치된 VDS자료의 30% 이상은 유지보수가 제대로 이루어지지 않아 교통량이 산정되지 않거나, 과소추정 문제가 발생한다. 둘째, 갓길차로에는 검지기가 설치되지 않아 교통 혼잡으로 LCS(Lane Control System)운영 시 교통량은 과소추정 된다. 다음과 같은 이유로 데이터 수집의 정확도가 높은 TCS 자료를 사용하였다.



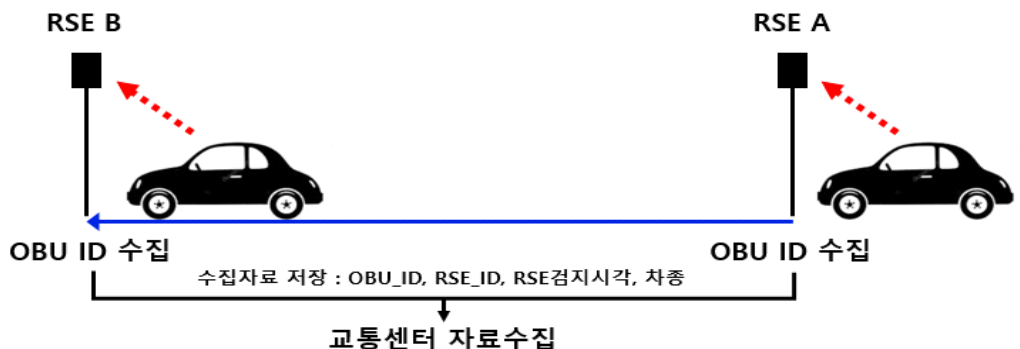
<그림 4-3> TCS교통량과 VDS교통량 비교(서울TG)

## 2. 프로브 교통량 구축

프로브 대수 산정을 위해서는 DSRC 원시자료를 활용하였다. DSRC는 근거리 전용통신으로 차량용단말기(OBU)를 이용하여 노변기지국(RSE)을 통해 구간을 통과하는 차량의 OBU\_ID를 수집하여 구간교통정보를 생성하는 기능을 한다. DSRC를 이용한 교통정보수집기술은 센터와 현장시스템으로 구성되며, 현장시스템은 노변장치인 제어기와 안테나, 차량단말기로 구성된다. OBU를 탑재한 차량이 RSE를 통과할 때 OBU와 RSE사이의 무선통신을 통해 정보를 수집하는 방식으로 RSE\_ID, 통과시각, 차종정보 등을 수집한다. OBU\_ID는 RSE지점을 통과할 때 암호화된 새로운 ID형태로 센터시스템에 저장되지만, 하루 동안 동일한 OBU를 장착한 차량은 동일한 ID로 인식되므로 도로구간별 프로브 대수 산정이 가능하다.

DSRC 원시자료를 이용하여 분석대상구간의 프로브 대수를 산정하기 위해서는 다음의 절차를 통해 산정된다.

- Step ① : 분석대상구간의 시점부( $f_{rse}$ ), 종점부( $t_{rse}$ )를 모두 통과한 차량의 정보 저장(OBU\_ID, RSE 검지시각, 차종정보 등)
- Step ② : OBU\_ID별 RSE 검지시각을 오름차순 정렬
- Step ③ : 일정시간(5분 이내)내에 중복 검지된 자료 제거
- Step ④ : 시종점부 검지시각을 이용하여 통과차량의 진행방향 결정
- Step ⑤ : 차종별로 교통량(6종) 집계

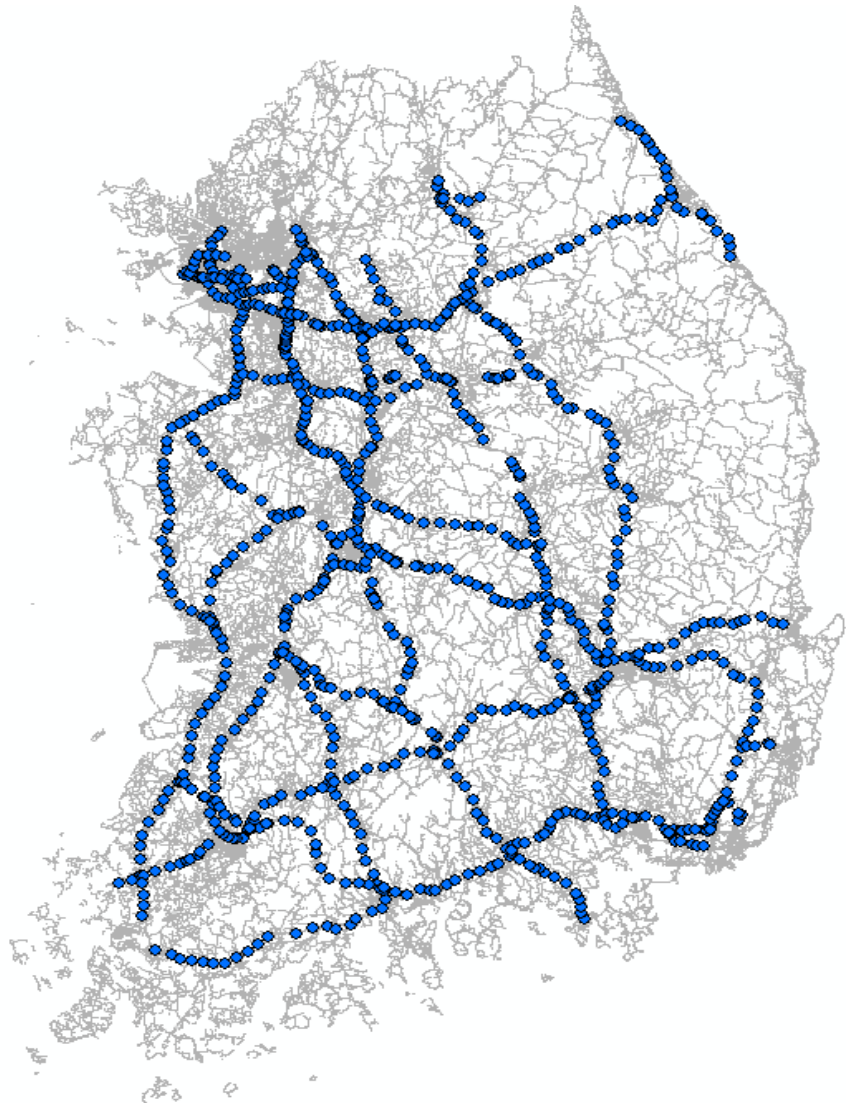


<그림 4-4> DSRC 교통정보 수집방법



DSRC 노변기지국(RSE)은 현재 전국 고속도로에 설치되어 있으며, 설치 간격은 교통정보수집의 목적에 따라 기준이 다르며, IC, JC, 휴게소, 터널, 교량, 사고다발구간 등을 고려하여 설계되고 있다.

2018년 기준으로 전국 고속도로에 설치된 RSE는 1,050개이며, 약 4.2km에 1개씩 설치되어 있다. 현재 한국도로공사에서 관리하는 노선은 본선 전 구간에 RSE가 설치되어 있지만, 민자 고속도로 구간에는 아직 설치되지 않은 노선이 다수 존재한다.



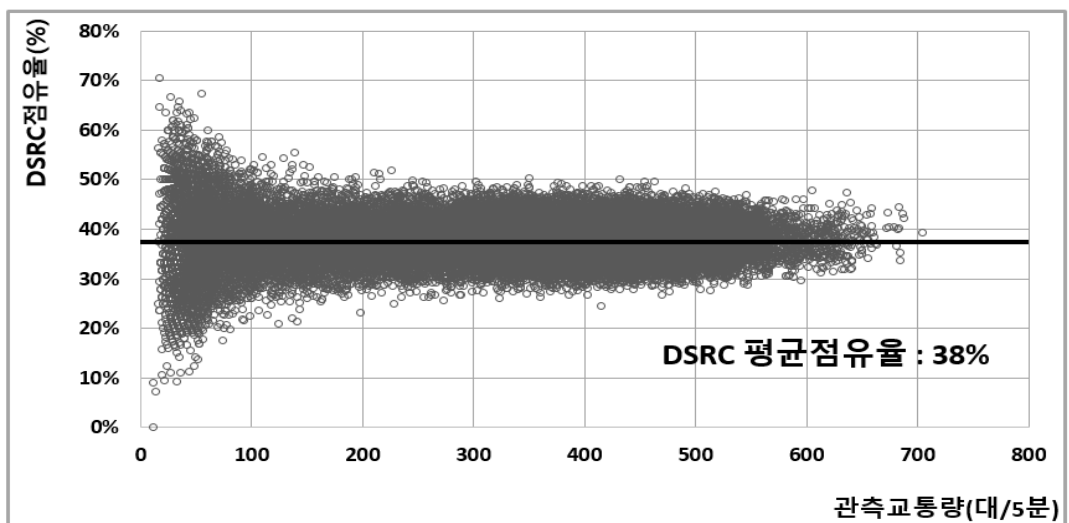
<그림 4-5> 고속도로 RSE 구축현황

### 제3절 수집자료 특성분석

#### 1. 프로브 교통량 행태분석(점유율)

프로브 교통량 자료를 이용한 교통량 추정 시 프로브 자료의 점유율(market rate)은 교통량 추정모형의 정확도를 결정하는 가장 중요한 요인(factor)이다. DSRC 자료의 점유율을 분석하기 위하여 2018년 5월 2주차 자료를 이용하여 분석대상 구간의 평균 점유율을 산정한 결과 약 38%로 분석되었다. 2018년 기준 하이패스 이용률은 80%에 도달하였지만, DSRC 자료의 점유율은 약 38%로 산정되었는데, 이는 보급형 단말기(IR방식)의 경우 본선 RSE에 검지가 되지 않기 때문이다.

본 연구에서 사용하는 프로브 자료의 점유율은 기존의 GPS가 장착된 내비게이션 자료와 비교하였을 때 상당히 높은 수준이다. 즉, 프로브 대수는 교통량의 직접적인 부분으로 교통량의 동적인 변화를 추정하는데 매우 유용하게 활용이 가능하다. 하지만 다음 그림과 같이 동일한 교통량 수준에서 DSRC 점유율은 10~60%로 광범위하게 분포하는 것으로 나타났다. 이는 프로브 자료가 주어진 점유율에서 무작위 샘플이기 때문에 자체의 변동성을 포함하기 때문이다. 따라서 교통량 추정 시 점유율을 이용하여 교통량을 추정할 경우 정확한 결과를 기대하기 어렵다.



<그림 4-6> 교통량에 따른 DSRC 점유율

## 2. 프로브 대수와 교통량 관계

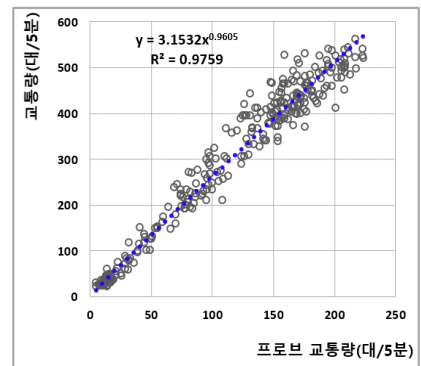
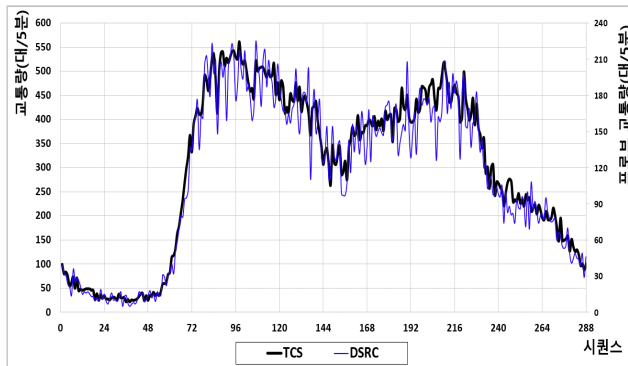
프로브 대수는 샘플 자료로 교통량으로 전환하기 위해서는 별도의 전환모형 개발이 필수적이다. 본 연구에서는 미관측지점( $tg$ )의 상류부( $up$ )와 하류부( $dn$ )의 프로브 대수( $p_s$ )와 교통량( $q_s$ )을 각각 독립변수와 종속변수로 사용하여, 두 가지 자료 간의 관계를 도출하여 교통량을 추정하였다. 따라서 프로브 대수와 교통량 간의 관계는 모형의 정확도를 결정하는 가장 중요한 요인이다.

본 연구에서는 다양한 교통상황에서 허용 가능한 오차수준의 정확도를 갖는 모형을 개발하는 것이 목표이다. 즉, 다양한 교통상황에서 프로브 대수와 교통량 간의 관계가 합리적인 수준에서 설명이 가능해야한다. 이에 대한 검토를 위하여 평일, 주말, 공휴일에 대하여 프로브와 교통량과의 관계를 분석하였다. 평일의 경우 프로브 대수와 교통량 간의 상관계수(correlation coefficient)는 0.980,  $R^2 = 0.960$ 로 두 자료 간의 설명력은 상당히 유사한 것으로 분석되었다. 주말의 경우는 프로브 대수와 교통량 간의 상관계수는 0.977,  $R^2 = 0.953$ 로 역시 두 자료 간의 설명력은 유사한 것으로 분석되었다. 마지막으로 공휴일은 상관계수 0.976,  $R^2 = 0.950$ 로 두 자료 간의 설명력은 유사한 것으로 분석되었다. 즉, 프로브 대수와 교통량 간의 관계는 교통상황 및 대상 일자에 상관없이 분석을 위한 설명력을 확보하고 있는 것으로 분석되었다.

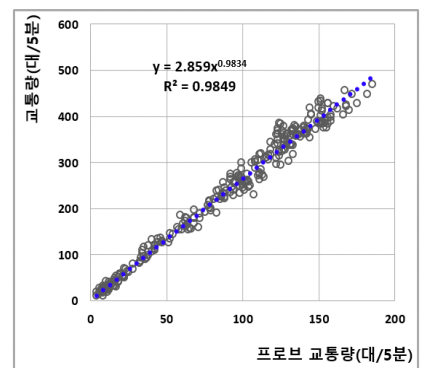
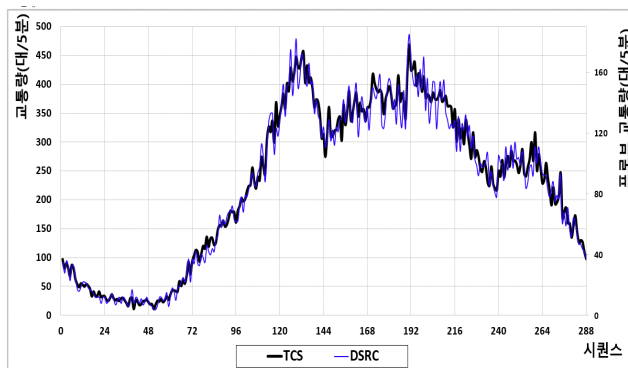
<표 4-1> 프로브 대수와 교통량과의 관계(분석대상일)

	분석대상일	상관계수	$R^2$
평일	5월 8일(화요일)	0.981	0.962
	5월 9일(수요일)	0.980	0.959
	5월 10일(목요일)	0.980	0.960
	5월 11일(금요일)	0.979	0.958
주말	5월 6일(일요일)	0.977	0.953
	5월 12일(토요일)	0.977	0.952
공휴일	5월 5일(어린이날)	0.975	0.948
	5월 7일(대체휴무)	0.977	0.952

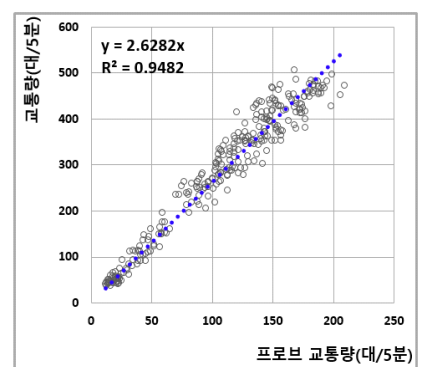
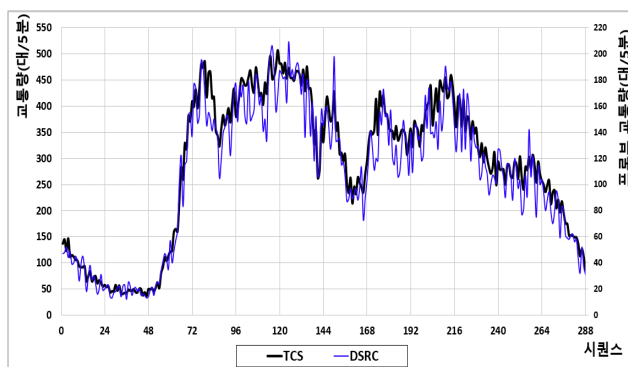
다음 그림은 프로브 대수와 교통량 간의 관계를 5분 단위의 시계열상태와 산점도를 통하여 분석한 결과이다. 분석대상 일자와 상관없이 프로브 대수와 교통량 간에는 밀접하게 관계가 있음을 확인할 수 있으며, 프로브 자료는 교통량에 비하여 변동성은 다소 큰 것으로 나타났다.



<평일 : 2018년 5월 9일(수요일)>



<주말 : 2018년 5월 6일(일요일)>



<공휴일 : 2018년 5월 5일(어린이날)>

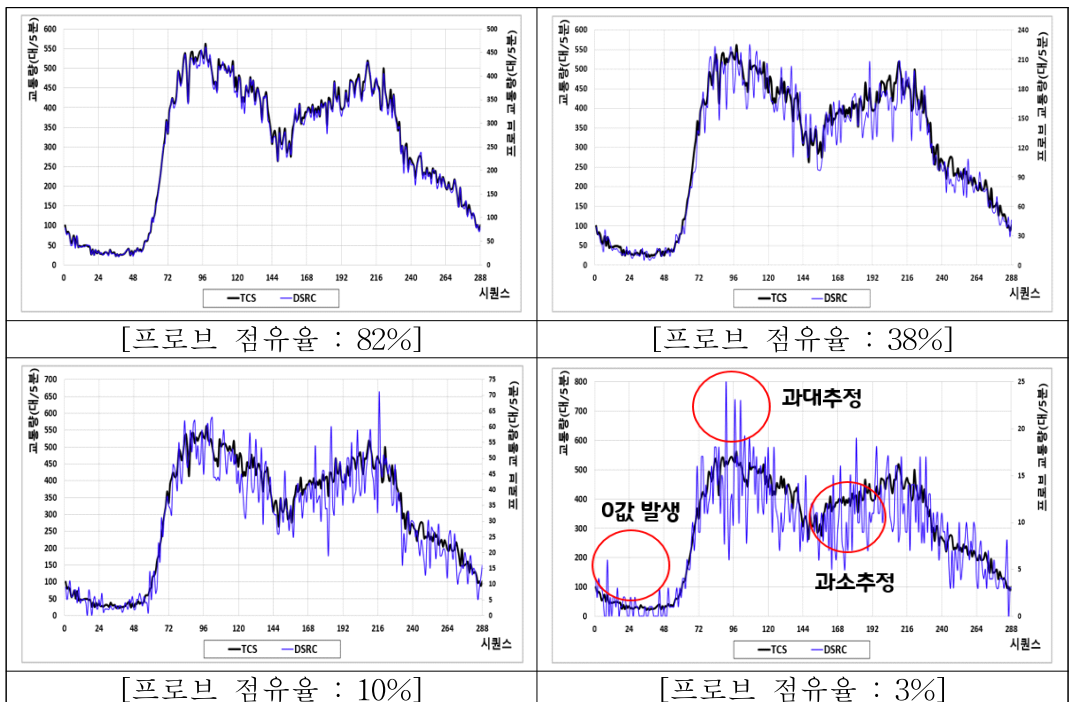
<그림 4-7> 교통량과 프로브 대수와의 관계

### 3. 프로브 자료 변동성 축소결과

#### 1) 점유율에 따른 프로브 자료의 변동성

프로브 자료의 시계열 변동성은 점유율이 낮거나 교통량이 적을 경우에 상대적으로 클 것이다. 실제 점유율에 따른 시계열 변동성을 살펴보기 위하여 미관측지점인 청계TG에 대하여 비교 분석하였다. 점유율에 따른 프로브 대수 산정방법은 붓스트랩(bootstrap)방법을 이용하여 주어진 점유율에 따라 무작위 추출(random sampling)하여 자료를 구축하였다.

분석대상 시점 청계TG의 TCS자료를 살펴본 결과 하이패스 차량비율은 82%로 나타났고, 교통량과 프로브의 시계열 패턴은 거의 동일하였다. 하지만 분석에 사용된 프로브는 통신방식으로 인해 점유율은 약 38%이며, 프로브 점유율을 10%, 3%에 대하여 프로브 자료를 구축하여 분석한 결과 점유율이 낮을수록 프로브의 변동성이 상대적으로 크게 나타났다. 프로브 자료의 변동성을 어떠한 조정 없이 그대로 적용할 경우 과소/과대 추정되는 결과를 보일 것이며, 점유율이 낮을수록 큰 영향을 미칠 것이다.

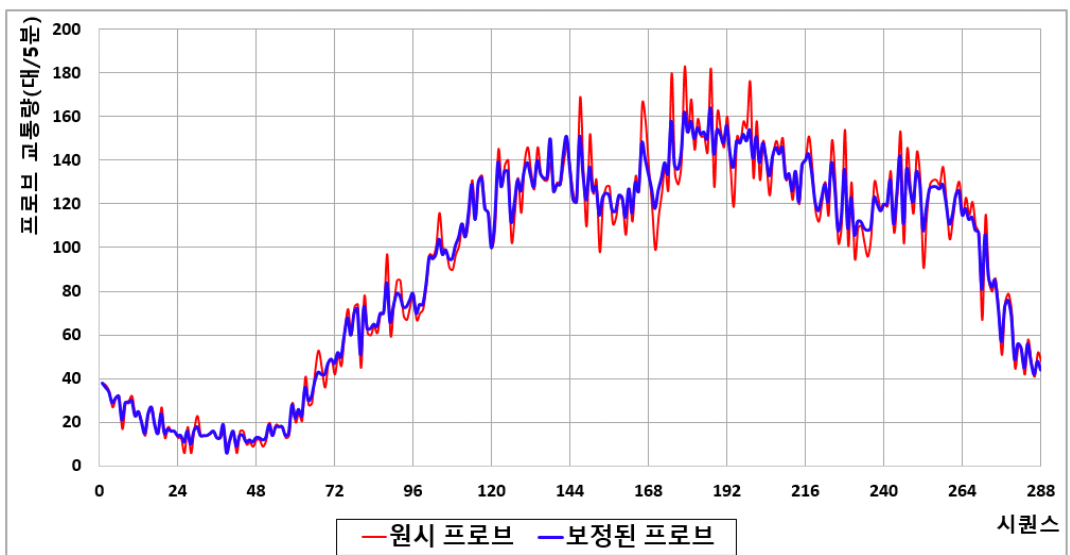


<그림 4-8> 프로브 자료 점유율에 따른 시계열 변동

## 2) 프로브 자료 변동성 축소결과

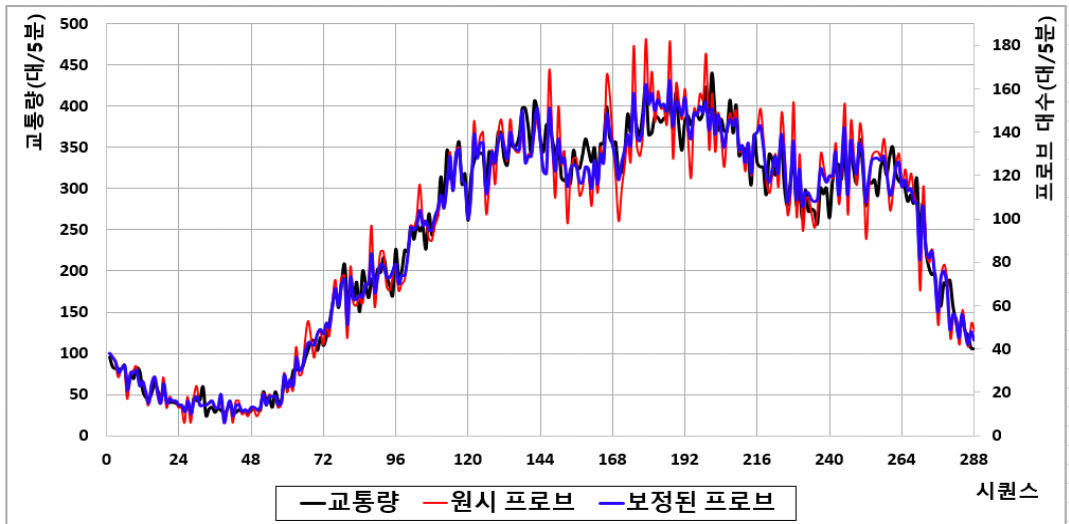
프로브 변동성 축소모형(RM)을 통하여 프로브 자료의 변동률을 교통량의 변동률과 유사한 수준으로 보정하고자 하였다. 다음 그림은 원시 프로브 교통량과 보정된 프로브 교통량의 시계열 변화를 보여주고 있다. <그림 4-9>는 관측대상지점(상류부)의 원시 프로브 자료와 보정된 프로브 자료의 시계열 변화이다. 그림에서 보는 바와 같이 프로브 자료가 바람직하지 않은 추정결과를 초래할 수 있는 극단적인 변동은 교통량 상태의 시간적 변동 범위 내에서 조정되는 것을 확인할 수 있다. 즉, 변동성이 상대적으로 큰 프로브 자료를 교통량의 변동률과 유사하게 조정하여, 교통량 전환모형(CM)의 정확도를 높일 수 있을 것으로 기대한다.

프로브 변동성 축소모형이 갖고 있는 장점은 원시 프로브 대수에 본질적으로 존재하는 불필요한 임의적 변이를 필터링할 수 있으며, 교통량이 낮은 심야시간대 또는 점유율이 낮은 경우에 프로브 교통량은 0값이 발생할 수 있는데, 이러한 경우에도 프로브 교통량을 유용한 값으로 보정(imputation)이 가능하다.



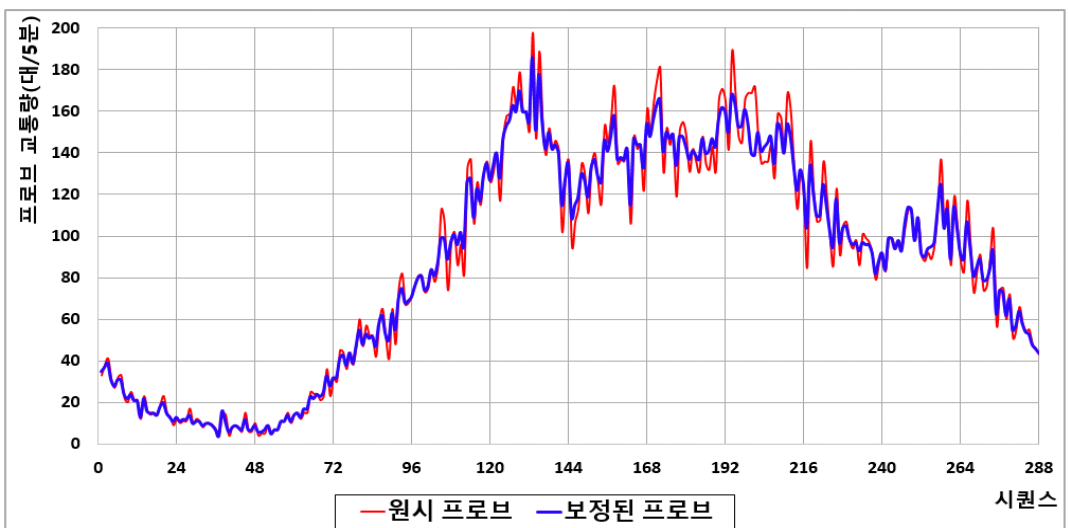
<그림 4-9> 프로브 대수 보정결과(관측지점 : 상류부)

다음 그림은 보정된 프로브와 교통량의 시계열 변화를 비교한 자료이다. 변동성이 상대적으로 큰 원시 프로브 자료의 변동성을 감소시킴으로서, 교통량 자료와 시계열적으로 유사한 패턴으로 변형된 것을 확인할 수 있다.



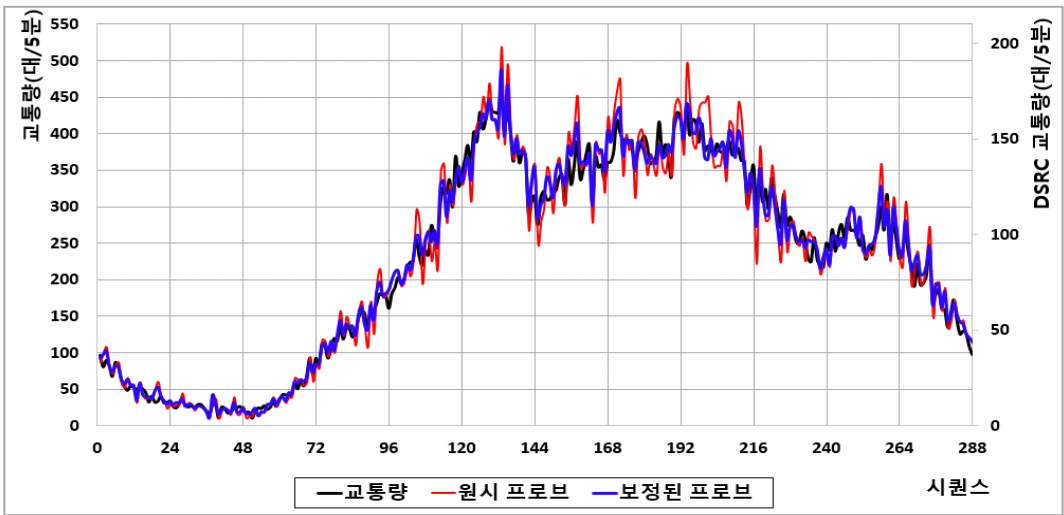
<그림 4-10> 보정된 프로브와 교통량의 시계열변화(관측지점 : 상류부)

다음 그림은 미관측지점의 원시 프로브 대수와 보정된 프로브 대수의 시계열 변화를 분석한 자료이다. 미관측지점은 관측지점과 달리 상류부, 하류부의 변동성 자료와 가중치를 이용하여 산정된다.



<그림 4-11> 프로브 대수 보정결과(미관측지점)

미관측지점은 교통량 자료가 수집되지 않기 때문에 관측지점(상류부, 하류부)의 자료를 이용하여 프로브 자료가 보정된다. 분석결과를 살펴보면 교통량과 보정된 프로브 대수는 시계열적인 통행패턴이 유사하게 보정되었으며, 관측지점의 수준과도 유사한 것으로 분석되었다.



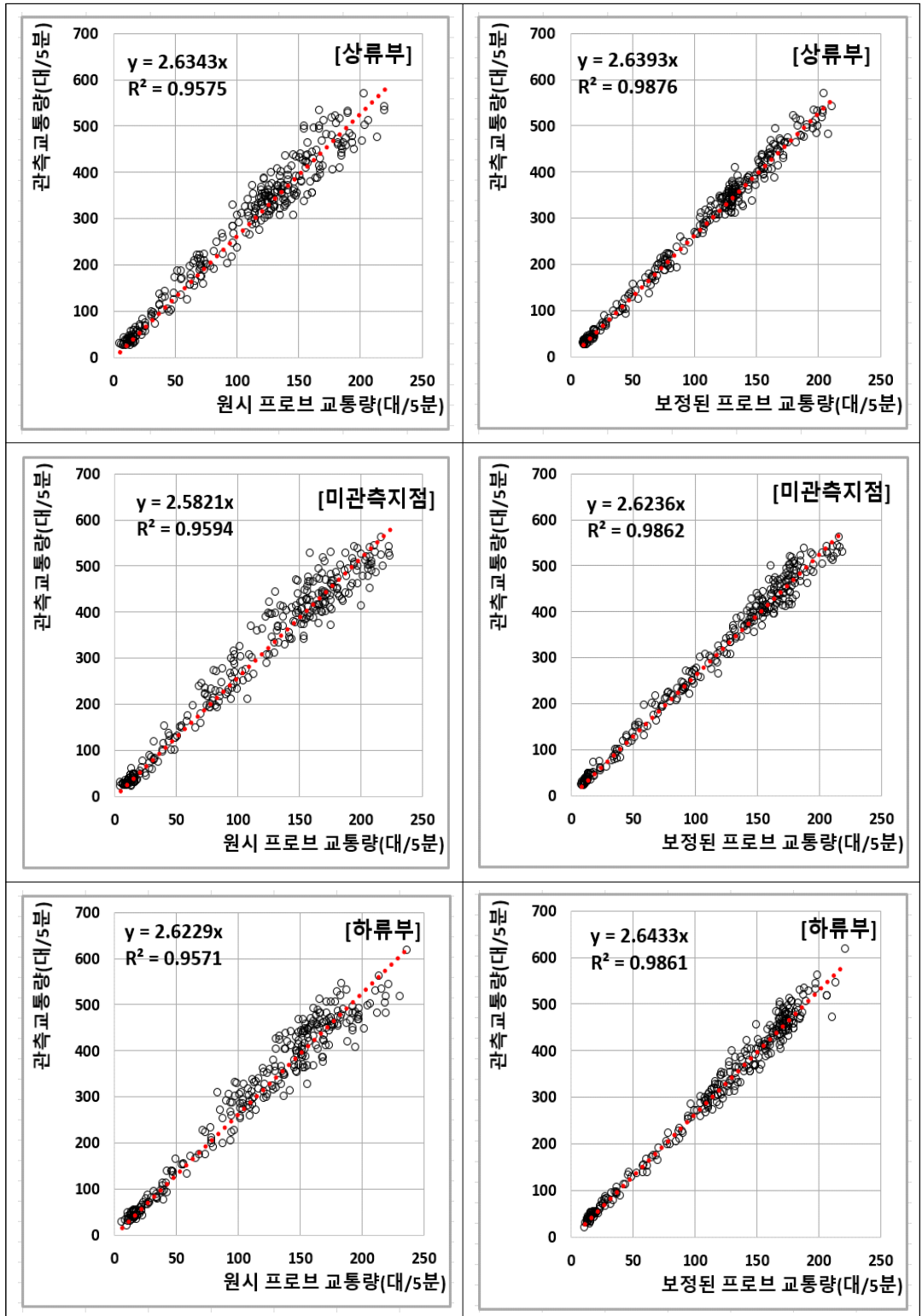
<그림 4-12> 보정된 프로브와 교통량의 시계열변화(미관측지점)

RM 모형을 통해서 보정된 프로브 대수가 관측교통량과의 시계열 패턴의 유사성을 판단하기 위하여 상관계수(correlation)와 결정계수( $R^2$ )를 이용하여 원시 프로브와의 비교를 수행하였다. 분석결과 RM을 이용하여 프로브 대수를 보정한 결과 평균적으로 상관계수는 0.014,  $R^2$ 측면에서는 0.03 증가하는 것으로 나타났고, 두 변수의 관계를 효과적으로 개선하였다.

<표 4-2> 원시 프로브 대수와 보정된 프로브 대수 비교

구분	지점	원시 프로브	보정된 프로브	차이
상관계수 (Correlation)	상류부(up)	0.979	0.994	0.014
	미관측지점(tg)	0.980	0.993	0.013
	하류부(dn)	0.979	0.993	0.014
결정계수 ( $R^2$ )	상류부(up)	0.958	0.988	0.030
	미관측지점(tg)	0.959	0.986	0.027
	하류부(dn)	0.957	0.986	0.029





<그림 4-13> 원시 프로브대수와 보정된 프로브대수 비교

추가적으로 RM이 효과적으로 프로브 자료를 보정 하였는지를 확인하기 위하여 분석에 사용되는 자료들의 시계열에 따른 상대적인 변동성을 살펴보았다. 시계열에 따른 상대적 변동성(Relative percentage difference, 이하 *RPD*)는 다음과 같이 정의하였다.

$$RPD = \frac{[x(t+1) - x(t)]}{x(t)} \times 100 \quad \text{식(4-1)}$$

분석 자료의 시계열에 따른 상대적 변동성을 분석한 결과 상류부 지점 원시 프로브 자료의 *RPD* 표준편차는 28.1%에서 보정된 프로브는 15.1%로 축소된 것으로 분석되었다. 이는 교통량의 *RPD* 표준편차와 유사하며, *RPD*의 *min*과 *max*값도 유사하게 보정되었다. 하류부의 경우도 상류부 지점과 유사하게 보정된 프로브 자료의 변동성이 교통량 자료와 유사하게 보정되는 것으로 분석되었다. 마지막으로 미관측지점의 경우도 보정된 프로브 자료의 경우 교통량의 변동성과 유사하게 보정된 것으로 나타났다. 하지만, 관측지점과 비교하였을 때 그 효과는 다소 낮게 산정되는 결과를 보였다. 이는 관측대상지점의 경우는 교통량( $q_{tg}$ )의 변동성 자료가 부재하여, 상류부와 하류부의 변동성 자료와 가중치를 이용하여 보정되었기 때문이다. 그럼에도 불구하고, *RPD*는 프로브 교통량의 변동량 축소를 통해 극단적인 추정이 효과적으로 방지될 수 있음을 확인 할 수 있었고, 상류부, 하류부 지점의 보정된 프로브 대수가 효과적으로 보정되어 전환모형(*CM*)의 추정정확도를 개선하는 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

<표 4-3> 분석 자료의 상대적 변동성 비교분석결과

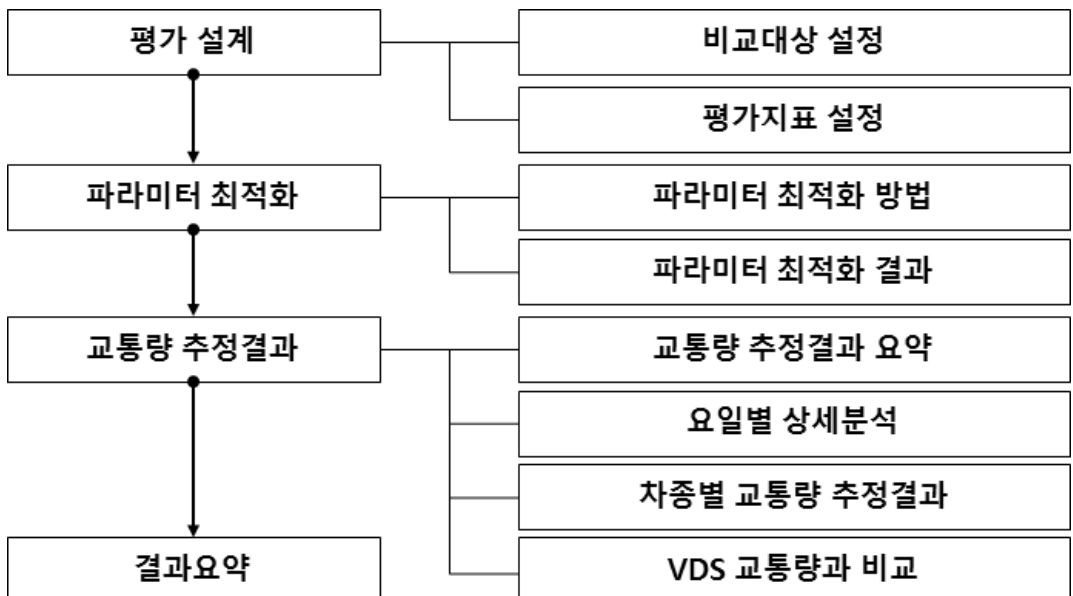
구분	관측지점(상류부)			관측지점(하류부)			미관측지점		
	표준편차	Min	Max	표준편차	Min	Max	표준편차	Min	Max
교통량	15.0	-59.3	84.0	21.3	-48.7	66.7	26.9	-63.3	136.4
원시 프로브	28.1	-69.2	136.4	42.7	-70.6	200.0	76.8	-88.9	196.5
보정된 프로브	15.1	-56.5	77.8	22.4	-46.7	75.0	28.7	-46.2	85.7

## 제5장 개발모형 적용결과

### 제1절 평가개요

개발모형의 평가과정은 <그림 5-1>과 같이 평가 설계, 파라미터 최적화, 교통량 추정결과, 결과 요약으로 구성된다. 평가 설계에서는 추정결과와의 정확도 비교를 위한 대상(관측교통량)을 설정하고, 교통량 추정모형 결과를 평가하기 위하여 다양한 평가지표를 설정한다. 평가지표는 정확도(accuracy)를 평가할 수 있는 지표와 신뢰도(reliability)를 평가할 수 있는 지표로 구분하여 설정하였다.

파라미터 최적화는 *EM*의 전수화계수 산정을 위한 관측지점의 시계열 개수(*c*), *RCM*과 *CCM*의 이동평균값 산정을 위한 시계열 개수(*m*), *CM*의 과거 관측지점의 시계열 개수(*d*)를 최적화한다. 파라미터 최적화 방법은 평균절대백분위 오차(MAPE)를 이용하였다. 모형의 평가 부분에서는 요일별, 차종별로 교통량을 추정하고자 하며, 현재 고속도로 교통량 모니터링에 사용되는 VDS 자료와 비교하고자 한다.



<그림 5-1> 개발모형의 평가과정

## 제2절 평가 설계

### 1. 비교대상 설정

동적 교통량 추정을 위하여 본 연구에서는 이동 프로브 자료 기반의 교통량 추정모형을 Model Type 두 가지와 변동성 축소모형의 조합에 따라 총 5가지의 모형을 개발하였다. 개발모형을 이용하여 미관측지점의 교통량을 추정하고, 이에 대한 평가를 위해서 비교 대상 설정이 선행되어야 한다. 현재 고속도로 구간에서 수집이 가능한 교통량자료는 요금징수시스템에서 수집되는 TCS자료와 전국 고속도로 본선구간에 1km 간격으로 설치된 VDS 자료가 있다. 본 연구의 분석대상구간은 서울외곽순환 고속도로이며, 해당구간의 TG는 본선형으로 설계되어있으며, 1km 간격으로 매설식 루프검지기가 설치되어 있어 VDS 자료수집이 가능하다. 따라서 미관측지점인 청계TG 지점에서 수집되는 TCS 자료와 인접한 지점에 설치된 VDS 자료를 이용하여 본 연구에서 제안한 모형을 검증하고자 한다.

TCS 자료는 고속도로 톨게이트를 통과하는 차량들로부터 요금을 징수를 목적으로 수집되는 자료로서 고속도로 구간에서 수집되는 자료 중 수집의 정확도가 가장 높은 것으로 알려져 있다. 또한, 본 연구에서 입력자료로 사용한 DSRC자료와 차종 구분 체계가 동일하여 차종별 교통량 분석을 위한 비교 대상으로 활용이 가능한 장점이 있다.

VDS 자료는 현재 고속도로 전 구간에 대해서 교통량 및 속도에 대한 실시간 모니터링 용도로 현재 사용되고 있는 자료이다. VDS 자료는 차종구분은 불가능하지만, 교통량 검지 성능은 우수한 것으로 알려져 있다. 다만, 지속적인 유지보수가 가능할 때 검지기의 성능을 보장할 수 있다. 하지만 VDS 자료는 매설식 루프검지기를 통해 자료가 수집되는 시스템으로, 유지보수를 위해서는 본선구간을 통제해야하는 문제가 있어 유지보수가 거의 불가능하다. 본 연구에서는 기존의 VDS를 대체할 수 있는 차세대 동적 교통량 검지방법론을 제안하는 것이 목적이므로, VDS 자료와의 비교검증을 통해 본 연구의 잠재력을 입증하고자 한다.

## 2. 평가지표 설정

본 연구의 평가지표는 동적 교통량 추정결과에 대하여 다양한 지표를 통하여 성능을 평가하고자 한다. 평가지표는 크게 정확도(accuracy)를 평가할 수 있는 지표와 신뢰도(reliability)를 평가할 수 있는 지표로 구분하여 분석하고자 한다. 정확도 측면에서는 관측교통량과 추정교통량이 얼마나 정확하게 추정되었는지를 평가하기 위하여 평균 절대 백분위 오차(Mean Absolute Percentage Error, 이하 MAPE(%)), 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, 이하 MAE(대)), 적중률(Hitting Rate, 이하 HR(%))을 이용하여 평가하고자 한다. 신뢰도 측면은 추정결과의 정확도가 확보된 상태에서 평균추정오차를 기준으로 개별 추정오차 값들이 평균값에서 얼마나 벗어났는지에 대한 평가지표로서 평균 상대 백분위 오차(Mean Relative Percentage Error, 이하 MRPE(%)), 상대 백분위 오차의 표준편차(Standard Deviation Relative Percentage Error, 이하 SDRPE(%))를 평가지표로 설정하였다.

정확도 측면 지표 중 MAPE 산정방법은 식(5-1)과 같으며, 미관측지점의 시간대별 추정교통량과 관측교통량 간의 오차율을 평균화한 값이다. 여기서, MAPE는 추정교통량의 변화폭이 큰 경우에 직관적이면서 공정한 평가 기준을 제공해줄 수 있다(Smith et al., 2002).

$$MAPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|\hat{q}_t - q_t|}{q_t}, q_t > 0 \quad \text{식(5-1)}$$

여기서,

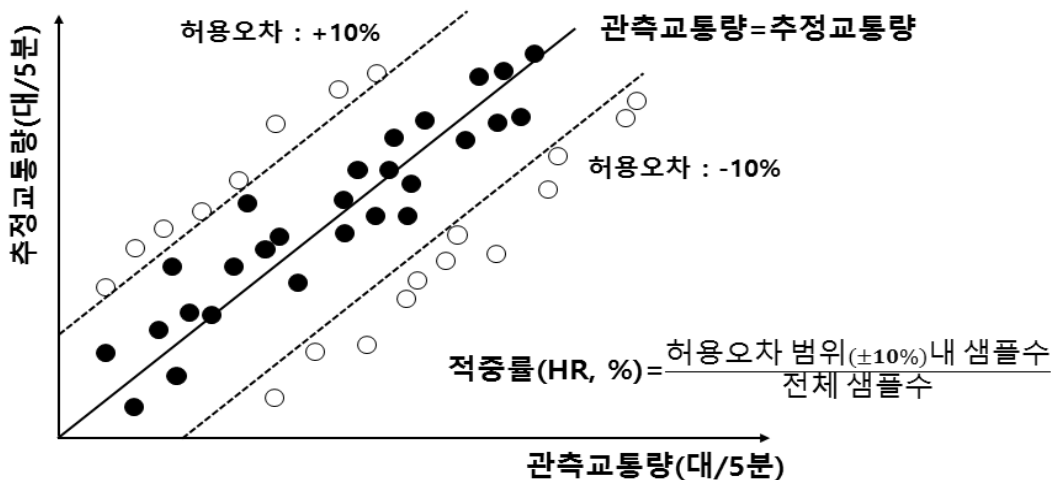
- $q_t$  : 미관측지점의  $t$ 시점에서의 관측교통량
- $\hat{q}_t$  : 미관측지점의  $t$ 시점에서의 추정교통량
- $n$  : 분석시간대 개수

정확도 측면의 두 번째 지표인 MAE는 관측 자료와 추정자료의 절대적인 차이를 평균한 값이다. 본 연구에서 교통량 추정의 단위는 5분 단위로 심야시간대 및 교통량이 적은 구간의 경우 실제 수집되는 교통량은 매우

낮을 수 있다. 또한, 차종별 교통량을 평가할 경우 교통량 수준은 더욱 낮을 것이다. 따라서 오차율을 이용할 경우 상대적으로 추정의 정확도가 낮게 보일 수 있으나, 실제 교통량 대수의 차이는 크지 않을 수 있다. 이러한 부분을 함께 고려하기 위하여 해당 지표를 설정하였다.

$$MAE(\text{대}) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\hat{q}_t - q_t| \quad \text{식(5-2)}$$

정확도 측면의 마지막 지표인 HR은 전체 관측교통량 대비 추정교통량의 오차가 허용오차 범위 내에 속하는 자료의 비율(%)을 말한다. MAPE를 기준으로 예측수준을 만족할 경우, 교통량 추정모형은 안정적으로 추정이 가능해야 하며, 추정의 안정성은 적중률(%)을 이용하여 평가가 가능하다. HR에서 중요한 부분은 허용오차의 범위를 설정하는 부분이다. 본 연구에서 허용오차 범위를  $\pm 10\%$ 로 적용하였다. 교통량 모니터링 장치에 대한 성능 평가연구(Patrizia and Ernesto(2010))에서 루프검지기의 정확도를 10.6% 보고하였다. 본 연구에서는 기존의 VDS 검지방법을 개선할 수 있는 차세대 검지방법을 제안하는 연구이기 때문에 허용 가능한 오차수준을 만족해야 한다. 즉, 현재 루프검지기의 오차수준을 만족할 수 있어야하기 때문에 오차범위를  $\pm 10\%$ 로 설정하여 평가하였다.



<그림 5-2> 적중률(HR, %) 산출개념도

$$HR(\%) = \frac{\text{허용오차범위}(\pm 10\%)\text{내 샘플수}}{\text{전체 샘플수}} \times 100 \quad \text{식(5-3)}$$

정확도 관련 평가지표가 허용 가능한 수준을 만족한다면, 그 다음으로 개발모형의 신뢰도를 평가하고자 한다. 이러한 신뢰도 평가는 MRPE, SDRPE를 이용하여 평가가 가능하다(정인택, 2016). 두 평가지표의 산출식은 식(5-4)~식(5-6)과 같다. MRPE, SDRPE는 평균추정오차를 기준으로 개별 추정 오차 값이 평균에서 얼마나 떨어져 있는지를 평가할 수 있는 지표이며, 해당 지표값이 0에 가까울수록 전체 추정값들이 평균값에 가까이 있으므로 개발모형의 신뢰가 높다고 할 수 있다. 반면 0에서 멀어질수록 추정된 결과들이 평균 추정값에서 벗어나 있으므로 개발모형의 신뢰도는 낮아지게 된다.

$$SDRPE(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (RPE_i - MRPE)^2}{n}} \quad \text{식(5-4)}$$

$$RPE_i(\%) = \frac{(\hat{q}_i - q_i)}{q_i} \times 100, q_i > 0 \quad \text{식(5-5)}$$

$$MRPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\hat{q}_i - q_i}{q_i} \right) \times 100, q_i > 0 \quad \text{식(5-6)}$$

여기서,

- $RPE_i$  :  $i$ 시점 추정교통량의 백분위 오차(%)
- $MRPE_i$  : 전체시점에 대한 추정교통량의 평균백분위 오차(%)
- $q_i$  :  $i$ 시점 관측교통량(대/5분)
- $\hat{q}_i$  :  $i$ 시점 추정교통량(대/5분)

### 제3절 파라미터 최적화

교통량 추정을 위해 본 연구에서 개발된 모형은 총 3가지이며, 개별 모형 또는 융합을 통해서 교통량을 추정하였다. 개별 모형들에는 추정의 정확도를 결정하는 변수들이 존재한다. 첫째 전수화계수모형(EM)에서는 현재시점을 기준으로 과거 시계열 개수( $c$ ) 만큼 프로브대수와 교통량 자료를 합산하여 평균화하는 방법을 적용하여 산정한다. 따라서 과거 시계열 개수( $c$ )는 EM의 정확도를 결정할 수 있는 중요한 변수이다.

두 번째, 변동성 축소모형(RM)과 변동계수(Cv) 산정에서 프로브 자료의 상대적 변동성인  $RV$ 값을 산정하기 위한 기준값(baseline)을 이동평균값을 이용하였다. 여기서,  $m$ 값은 이동평균값을 산정하기 위한 과거 샘플 개수로 추정의 정확도를 결정하는 변수이다.  $m$ 값이 너무 클 경우 시계열 변동을 고려하기 어려우며, 너무 작을 경우에는 두 자료(교통량, 프로브대수)의 기준값으로 적용하는데 한계가 있다. 마지막으로, 전환모형(CM)에서는 현재시점( $t$ )에서 관측지점의 과거시계열 자료  $d$ 개를 이용하여 프로브와 교통량 간의 관계를 분석한다. 여기서,  $d$ 값은 최적곡선의 적합성 결정에 큰 영향을 주는 변수이다.

본 연구에서 제안된 세 가지 모형을 이용하여 개발된 교통량 추정모형은 총 5가지이며, 모형의 조합에 따라 최적화되는 변수는 차이가 있다. 즉, EM이 포함된 모형은 과거시계열 개수인  $c$ , RM과 Cv는 이동평균값 산정을 위한  $m$ 값, CM도 프로브와 교통량을 이용한 관계를 분석하기 위한 과거시계열 개수  $d$ 이다. 파라미터 최적화 방법은 다음과 같이 평균절대백분위 오차(MAPE)를 이용하였다. 또한, 교통량 변동성이 심한 심야시간은 제외하고 5~24시를 대상으로 하여 오차가 최소가 되는 지점을 기준으로 최적의 파라미터 값을 산정하였다.

$$Min. \frac{1}{n} \sum_{t=49}^{288} \frac{|\hat{q}_t - q_t|}{q_t}, q_t > 0 \quad \text{식(5-7)}$$



파라미터 최적화 분석은 평일 자료를 이용하였고, 분석결과는 다음 표와 같다. 최적화 시 오차율을 기준으로 추정모형을 살펴보면 RCM의 오차율이 4.84%로 가장 우수한 것으로 나타났다. 전수화계수를 이용한 Model type ①은 오차율 5.01~7.54%로 분석되었다. RM 적용 여부에 따라 NEM과 REM을 비교하였을 때 평균오차율 기준으로 약 31% 개선되는 것으로 나타났다.

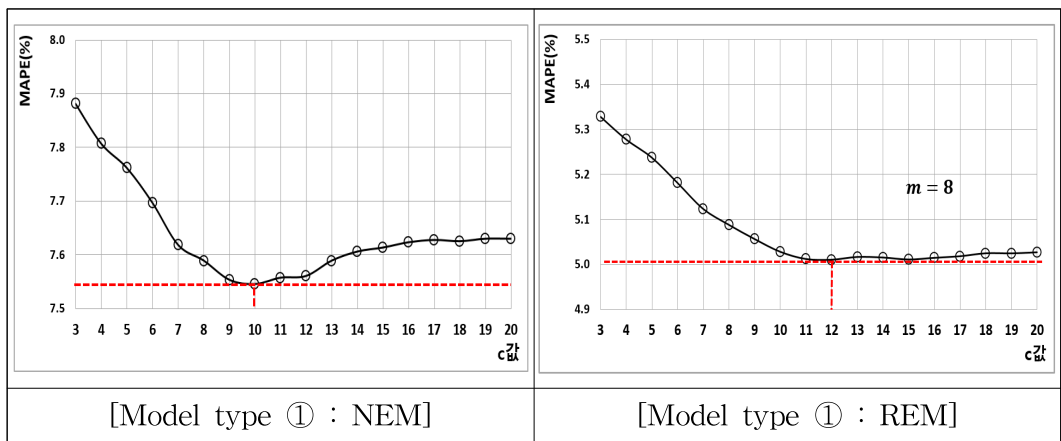
전환모형을 기반으로 한 Model Type ②의 오차율은 4.84~6.32%로 Model type ①과 비교하였을 때 상대적으로 모형의 정확도가 높은 것으로 분석되었다. Model type ② 역시 변동성 축소모형 적용여부에 따라 오차율 기준으로 살펴보면 RM 적용 시 약 23%, Cv 적용 시 약 21% 개선되는 것으로 나타났다. 즉, 프로브 자료의 시계열 변동성 보정은 교통량 추정에 큰 영향을 미치는 요인이며, 동적 교통량 추정 시 필수적인 역할을 할 것으로 기대한다.

Model type별 파라미터 최적화 결과를 살펴보면 모형의 정확도가 파라미터에 따라 민감하게 영향을 미치지 않으며, 전반적으로 일정 범위 내에서 안정적인 결과를 보여주고 있다. 이는 다른 일자 또는 공간적범위가 다른 경우에 동일한 파라미터를 적용하여도 정확도에는 크게 영향을 미치지 않을 수 있으며, 실무에서 적용 시 파라미터 값을 실시간으로 적용하지 않아도 되는 장점이 있다. 오차율을 기준으로 교통량 추정모형의 성능을 평가할 경우 RCM이 오차율 4.84%로 가장 우수한 것으로 나타났으며, 모형의 민감도 낮아 안정적으로 교통추정이 가능할 것으로 판단된다.

<표 5-1> 파라미터 최적화 분석결과

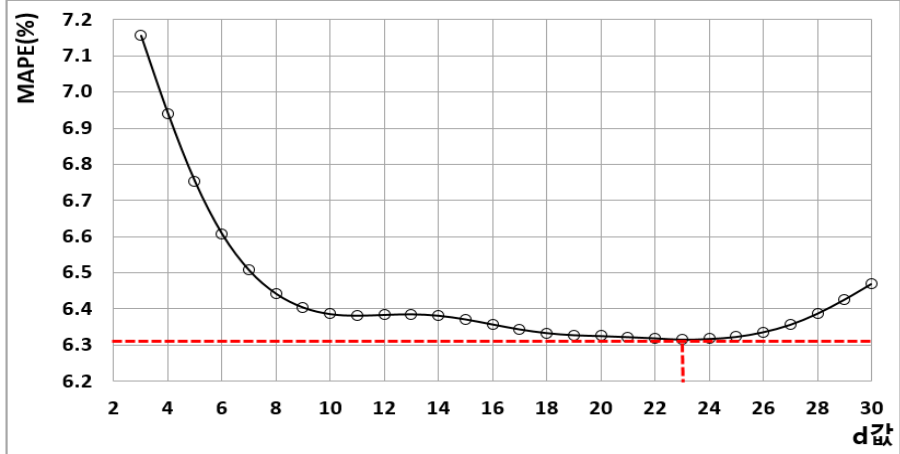
Model Type	전수화 방법	교통량 추정모형	변동성 축소모형	$c$	$m$	$d$	오차율 (%)
①	EM	NEM	-	10			7.54
		REM	Reduction model	12	8		5.01
②	CM	NCM	-			23	6.32
		RCM	Reduction model		9	23	4.84
		CCM	Coefficient variation		9	18	4.98

EM모형 기반의 Model type ①에 대한 파라미터 최적화결과는 다음과 같다. Model type ①의 NEM은 과거시계열 개수( $c$ )는 10개로 나타났으며, 오차곡선의 형태는 볼록한(convex)형태를 보였다. REM의 경우 과거시계열 개수( $c$ )는 12개, 이동평균을 위한 과거시계열 개수( $m$ )는 8개일 경우 오차가 최소인 것으로 분석되었다. 오차곡선의 형태는 REM이 NEM에 비하여 안정적인 형태를 보였다. 또한, 오차곡선의 형태를 살펴보면 최소영역에 도달한 후 오차율은 다소 증가하지만, 증가 되는 폭은 크지 않았으며 수렴하는 형태를 보였다. 이는 REM의 경우에 프로브 자료의 시계열 변동성을 감소시킴으로 개발모형이 파라미터 값에 민감하지 않고 안정적으로 추정이 가능함을 보여주고 있다.

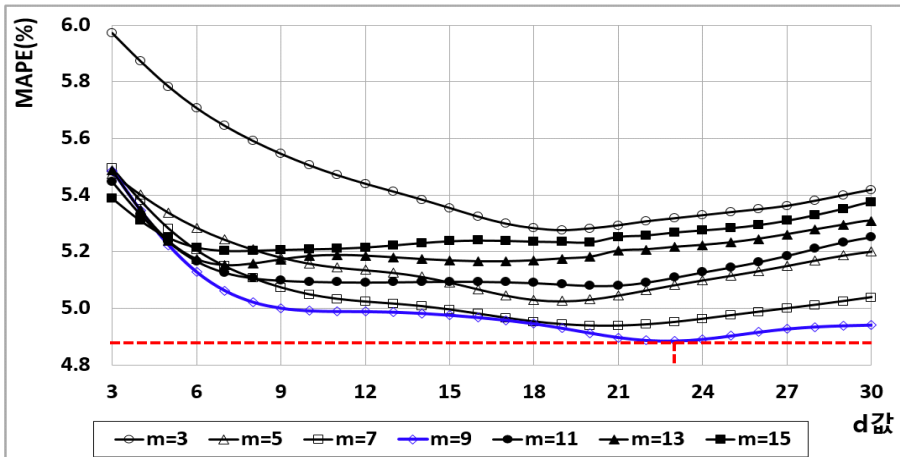


<그림 5-3> 파라미터 최적화결과(Model type ①)

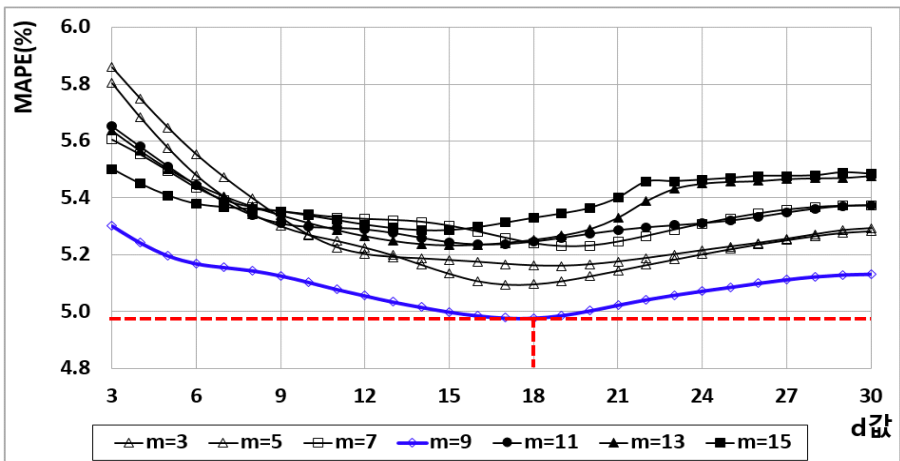
CM모형 기반의 Model type ②의 파라미터 추정결과 모형별 최적곡선 추정을 위한 과거시계열 개수( $d$ )는 18~ 23으로 큰 차이가 없었다. 변동성 축소모형에서 이동평균 산정 시 시계열 개수( $m$ )값을 살펴보면  $m$ 값이 증가할수록 오차는 감소추세를 보였으나,  $m$ 이 9보다 커질수록 오차는 증가하는 형태를 보였다. 이는 시계열 개수( $m$ )값이 너무 작을 경우 기준 선으로의 역할을 할 수 없으며, 너무 클 경우 교통량의 동적인 특성을 반영할 수 없으므로 추정오차는 증가할 수 있음을 보여주고 있다.



[Model type ② : CM]



[Model type ② : RCM]



[Model type ② : CCM]

<그림 5-4> 파라미터 최적화 결과(Model type ②)

## 제4절 교통량 추정결과

### 1. 교통량 추정결과 요약

교통량 추정결과 분석을 위하여 Test-bed를 대상으로 요일별로 분석을 수행하였다. 전수화계수(EM)를 이용한 Model type ①의 교통량 추정 정확도는 NEM은 평균 9.34%, REM은 평균 6.47%의 오차율을 보였다. 요일별로 살펴보면 두 모형 모두 큰 차이를 보이지 않았으며, 적중률 측면에서 살펴보면 허용 오차범위( $\pm 10\%$ ) 내의 적중률은 NEM은 약 65.8%, REM은 83.64%로 분석되었다. RM 모형을 적용한 프로브 대수를 이용하여 추정한 REM은 NEM과 비교하였을 때 모든 경우에 대해서 상대적으로 추정정확도가 우수한 것으로 나타났다. 결론적으로, 프로브 자료를 이용한 교통량 추정 시 변동성 축소모형(RM)은 매우 효과적임을 증명하였으며, 오차율 기준으로 살펴보면 약 31%의 개선 효과를 보였다.

<표 5-2> 교통량 추정결과(Model Type ①)

모델	날짜		MAPE	MAE	HR( $\pm 10\%$ )	MRPE	SDRPE
NEM	05월 05일	어린이날	9.42	24.65	62.15	0.38	9.55
	05월 06일	일요일	10.47	19.81	57.29	-0.75	10.93
	05월 07일	대체휴무	9.22	20.48	69.44	-0.05	9.30
	05월 08일	화요일	9.01	21.38	70.49	0.00	8.65
	05월 09일	수요일	8.74	22.35	71.53	0.15	8.44
	05월 10일	목요일	9.19	22.97	64.58	0.18	9.27
	05월 11일	금요일	9.39	23.99	67.01	0.01	9.59
	05월 12일	일요일	9.25	20.40	64.24	0.59	9.49
	평균		9.34	22.00	65.84	0.06	9.40
REM	05월 05일	어린이날	6.12	15.29	85.42	0.75	7.05
	05월 06일	일요일	6.56	11.72	83.33	0.53	7.20
	05월 07일	대체휴무	6.34	13.00	84.38	0.20	7.05
	05월 08일	화요일	6.25	14.73	82.99	0.68	7.43
	05월 09일	수요일	6.35	14.71	83.33	0.41	7.41
	05월 10일	목요일	6.14	14.73	85.42	0.21	6.95
	05월 11일	금요일	7.69	16.95	81.60	-0.28	7.67
	05월 12일	일요일	6.29	12.98	82.64	1.15	7.37
	평균		6.47	14.26	83.64	0.46	7.27

전환모형(CM)을 기반으로 한 Model type ②는 교통량 추정의 평균 정확도는 NCM은 7.61%, RCM은 5.95%, CCM은 6.07%로 RCM의 성능이 가장 우수한 것으로 분석되었다. Model type ②도 변동성 축소모형 적용 시 모든 경우에서 정확도 개선 효과를 보였으며, 오차율 기준으로 살펴보면 RCM은 약 22%, CCM은 20% 개선되는 효과를 보였다.

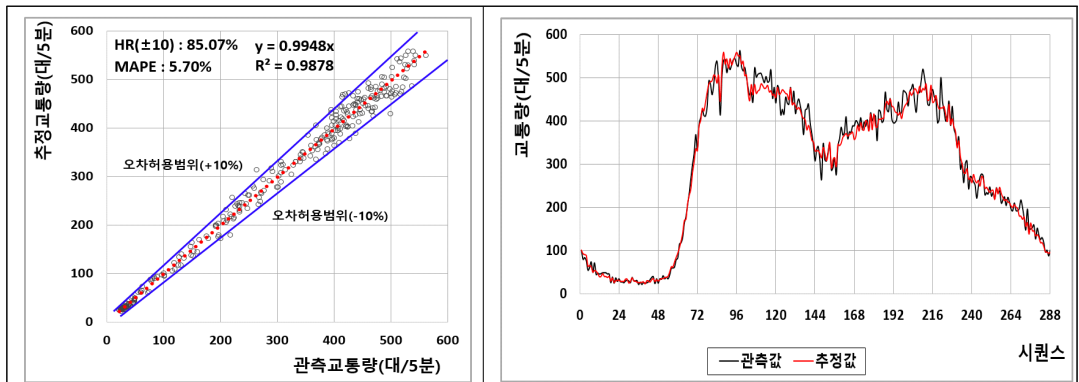
본 연구에서 제안된 모형 중 Model type ②의 RCM모형의 성능이 가장 우수한 것으로 분석되었고, 교통상황, 즉 요일별로 살펴보면 모형의 오차율은 5.62~6.61%, 적중률(HR)은 78~88%로 교통상황에 관계없이 안정적으로 교통량을 추정하는 것으로 나타났다.

<표 5-3> 교통량 추정결과(Model Type ②)

모 델	날 짜		MAPE	MAE	HR(±10%)	MRPE	SDRPE
NCM	05월 05일	어린이날	7.83	20.39	68.75	1.76	8.89
	05월 06일	일요일	8.40	16.38	62.85	2.75	9.22
	05월 07일	대체휴무	8.06	18.03	65.63	2.20	8.99
	05월 08일	화요일	6.71	16.76	75.69	1.66	7.98
	05월 09일	수요일	6.88	17.81	76.74	-0.46	8.23
	05월 10일	목요일	6.76	16.87	77.43	0.84	7.99
	05월 11일	금요일	8.03	21.10	67.71	2.55	8.95
	05월 12일	일요일	8.23	18.25	63.54	1.91	9.23
	평균		7.61	18.20	69.79	1.65	8.68
RCM	05월 05일	어린이날	5.73	15.01	87.50	0.64	6.87
	05월 06일	일요일	5.82	11.11	84.72	0.85	7.02
	05월 07일	대체휴무	5.92	13.40	85.76	0.02	7.19
	05월 08일	화요일	5.99	14.77	83.68	0.86	7.43
	05월 09일	수요일	5.70	13.76	85.07	-0.32	7.05
	05월 10일	목요일	5.62	14.15	86.46	0.49	6.82
	05월 11일	금요일	6.61	16.21	77.78	2.18	7.69
	05월 12일	일요일	6.19	13.13	80.90	1.47	7.37
	평균		5.95	13.94	83.98	0.77	7.18
CCM	05월 05일	어린이날	6.16	16.32	85.42	1.76	7.02
	05월 06일	일요일	6.15	11.69	82.29	2.09	6.92
	05월 07일	대체휴무	5.91	12.98	82.99	1.49	6.89
	05월 08일	화요일	5.71	14.33	85.42	1.50	6.70
	05월 09일	수요일	5.93	14.62	85.07	0.47	7.13
	05월 10일	목요일	5.80	14.47	85.42	1.27	6.80
	05월 11일	금요일	6.66	16.39	78.47	2.37	7.22
	05월 12일	일요일	6.23	13.34	79.51	1.90	7.24
	평균		6.07	14.27	83.07	1.61	6.99

## 2. 요일별 상세분석

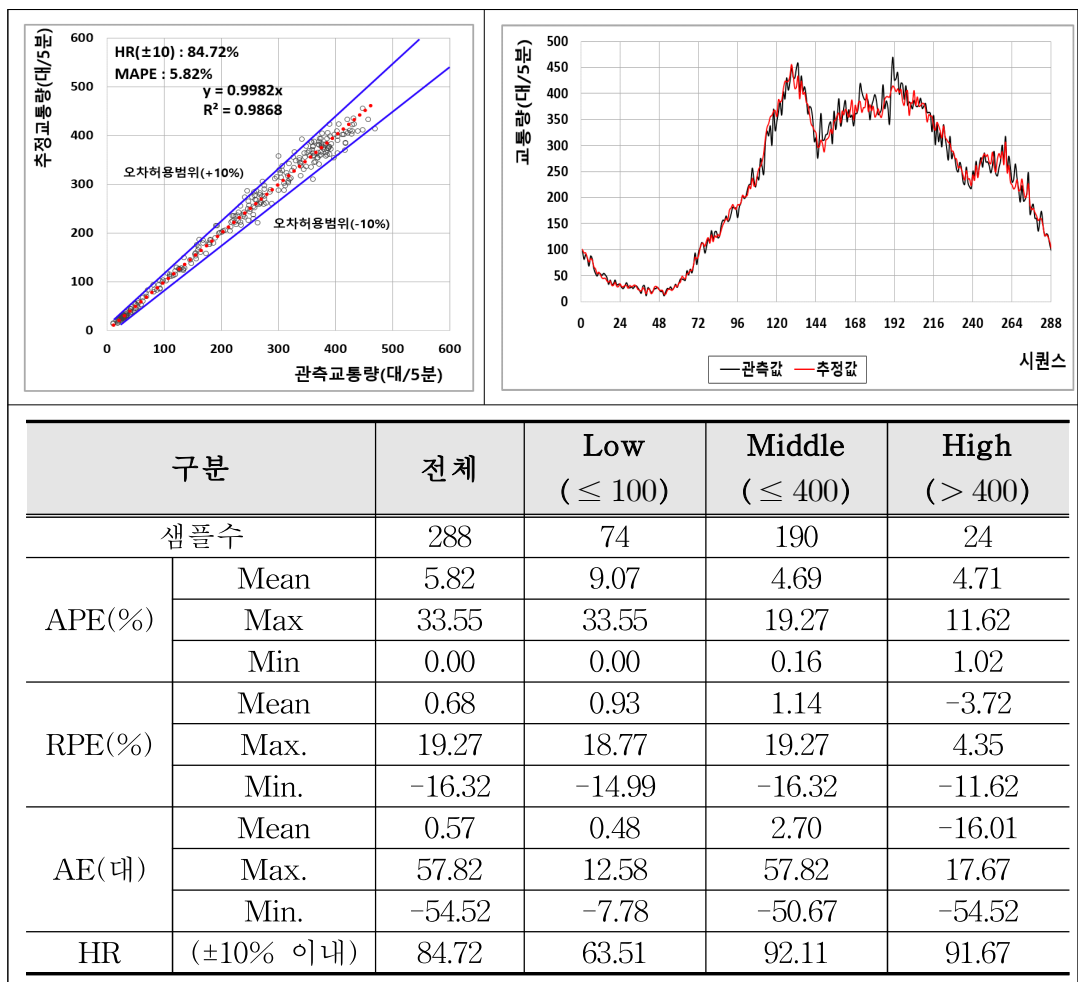
Model Type별로 분석 대상일에 대하여 교통량 추정결과 Type ②의 RCM 모형의 정확도가 가장 높은 것으로 나타났으므로, 해당 모형을 이용하여 요일별 상세분석 수행하였다. 평일 수요일에 대하여 관측교통량과 추정교통량 간의 산점도 분석결과  $R^2=0.987$ 로 설명력이 우수한 것으로 분석되었고, 시계열 패턴도 유사한 행태를 보였다. 교통량 수준별 평가결과를 살펴보면 교통량 높은(High) 경우 평균 오차는 4.39%, 낮은 경우(Low)는 9.66%로 나타났다. 교통량이 낮은 경우에도 추정정확도가 10% 이내로 안정적인 추정력을 보이는 것으로 나타났다. 적중률(HR)의 경우  $\pm 10\%$  이내인 경우는 전체기준 85.07%로 분석되었다.



구분		전체	Low ( $\leq 100$ )	Middle ( $\leq 400$ )	High ( $> 400$ )
샘플수		288	61	113	114
APE(%)	Mean	5.70	9.66	4.88	4.39
	Max	19.12	19.08	19.12	13.82
	Min	0.01	0.05	0.01	0.07
RPE(%)	Mean	-0.24	-0.02	0.01	-0.61
	Max.	19.12	18.71	19.12	12.89
	Min.	-19.08	-19.08	-17.34	-13.82
AE(대)	Mean	-1.10	0.07	0.48	-3.29
	Max.	53.50	12.11	50.47	53.50
	Min.	-68.98	-11.79	-37.63	-68.98
HR	( $\pm 10\%$ 이내)	85.07	49.18	95.58	93.86

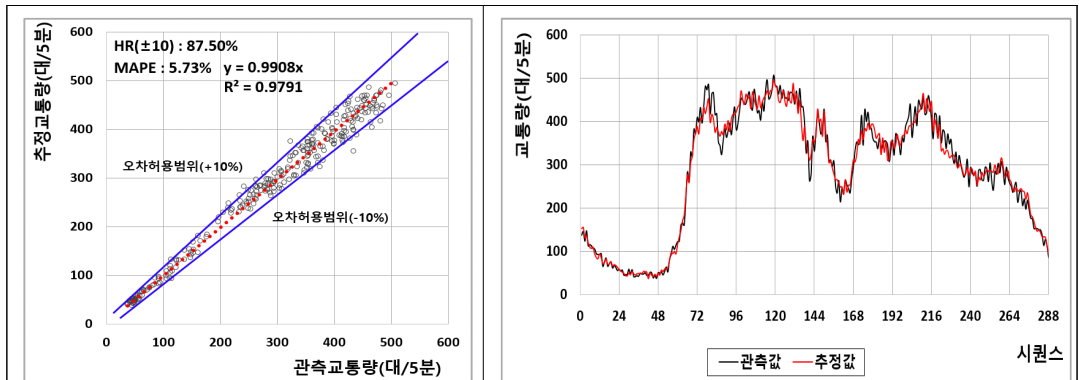
<그림 5-5> 교통량 추정결과(평일, 수요일 : 공간적범위 ①)

일요일에 대하여 교통량 추정결과를 살펴보면  $R^2=0.987$ 으로 높은 추정력을 보였으며, 교통량의 시계열 패턴도 유사한 행태를 보이는 것으로 분석되었다. 일요일은 교통량 수준별 평균 오차를 살펴보면 Low 9.07%, Middle 4.69%, High 4.71%로 평일과 비교하였을 때 큰 차이를 보이지는 않았다. 평균 상대오차(MRPE)를 살펴보면 0 값에 가까운 수치를 보였는데, 이를 통해 1시간 단위 또는 일단 위 집계 시 교통량 추정오차는 1% 이내로 산정이 가능하다. 실제 일교통량에 대하여 교통량을 추정한 결과 0.32% 오차를 보였다. 적중률의 경우 교통량이 낮은 경우 63.5%로 다소 낮았지만, 교통량이 100대/5분 이상인 경우 90% 이상의 적중률을 보였다.



<그림 5-6> 교통량 추정결과(주말, 일요일 : 공간적범위 ①)

5월 5일 어린이날은 공휴일 중에서도 교통량이 상당히 높아 극심한 혼잡이 발생한다. 교통량 추정모형은 이러한 경우에도 안정적으로 추정의 정확도를 확보할 수 있어야 한다. 어린이날에 대하여 교통량 추정결과  $R^2=0.979$ 로 상당히 높았으며, 교통량의 시계열 패턴도 유사한 것으로 나타났다. 특히, 극심한 혼잡이 발생하는 12~14시의 통행패턴도 정확하게 패턴을 쫓아가는 것으로 나타났다. 평균 오차율의 경우 5.73%로 분석되었고, MRPE도 0.64로 0에 가까운 결과를 보였다. 일단위로 집계 시 0.32%로 분석되었다. 요일별로 교통량 추정결과를 살펴보면 요일 또는 교통상황에 상관없이 안정적으로 추정정확도를 보이는 것으로 나타났고, MRPE가 0에 가까운 것으로 분석되었는데, 이를 통해 수시교통량 조사를 대체하는데 활용이 가능할 것으로 판단된다.



구분		전체	Low (≤ 100)	Middle (≤ 400)	High (> 400)
샘플수		288	48	166	74
APE(%)	Mean	5.73	7.54	5.57	4.90
	Max	18.20	18.20	17.96	18.15
	Min	0.01	0.43	0.08	0.01
RPE(%)	Mean	0.54	2.75	1.22	-2.42
	Max.	18.20	18.20	17.96	10.16
	Min.	-18.15	-14.97	-17.46	-18.15
AE(대)	Mean	-1.06	1.14	2.73	-11.01
	Max.	53.14	10.53	53.14	41.03
	Min.	-78.76	-9.20	-50.19	-78.76
HR	(±10% 이내)	87.50	77.08	87.35	94.59

<그림 5-7> 교통량 추정결과(공휴일, 어린이날 : 공간적범위 ①)



### 3. 차종별 교통량 추정결과

차종별 교통량은 도로운영 및 온실가스 배출량산정, 혼잡비용, 소음도 및 포장마모도 등에 대한 분석을 위해서 필수적으로 요구되는 자료이다. 하지만 현재 도로구간의 차종구성비 정보 수집을 위한 검지체계는 일부 구간에만 구축되어 있으며, 대부분 구간은 수시조사자료(비디오촬영) 또는 거시적 모형을 통해 추정하여 사용하고 있다. 현재까지 차종별 교통량 추정을 위한 연구는 거의 보고되지 않고 있다. 그 이유는 차종별 교통량 추정을 위해서는 관측자료 또는 프로브 자료가 차종 정보 수집이 가능해야 하며, 관련 시설 및 기술이 갖추어져 있어야만하기 때문이다.

본 연구에서는 이동 프로브 자료를 이용하여 동적 차종별 교통량 추정의 잠재력을 검토하기 위하여, 앞서 Model type ②에서 관측자료 기반모형과 프로브 자료기반 모형 두 가지를 개발하였다. 첫 번째, 관측자료 기반 차종별 교통량 추정모형은 관측지점의 차종별 교통량 자료를 이용하여 미관측지점의 차종별 교통량을 산정하는 방법으로, 프로브 자료는 GPS 자료와 같이 차종에 대한 정보를 갖고 있지 않아도 산정이 가능한 방법이다. 두 번째, 프로브 자료기반 차종별 교통량 추정모형은 프로브 자료의 차종 정보만을 이용하여 차종 구성비를 산정하는 방법이다. 따라서 관측지점의 경우 VDS자료와 같이 차종에 대한 구분 없이 교통량 자료가 수집되는 경우에도 적용이 가능하다.

본 연구에서 차종별 교통량 추정결과는 두 가지 모형에 대하여 집계단위별로 추정정확도를 살펴보았다. 분석대상일은 평일 수요일을 대상으로 하였고, 해당 일에 5분 단위로 수집되는 차종별 교통량을 살펴보면, 승용차는 270대/5분, 버스는 9대/5분, 화물차는 20대/5분 수준으로 분석되었다. 즉, 승용차 대수는 모든 시간대에서 제로값을 갖지 않고 일정 수준 이상 통행하지만, 버스와 화물차 대수는 심야시간대 매우 낮은 값을 보이는 것으로 나타났다. 이러한 현상은 버스에서 더욱 극명하게 나타나는 것으로 분석되었다.

## 1) 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과

관측자료 기반 차종별 교통량 추정모형의 집계단위별 추정결과를 살펴보면, 5분 단위는 전체교통량을 기준 약 5.70%, 승용차는 7.03%, 버스는 15.63%, 화물차는 26.18%로 나타났다. 버스와 화물차는 모수 자체가 매우 낮은 수준이므로, 절대적인 차이를 살펴본 결과 버스는 1.15대, 화물차는 3.54대로 큰 차이를 보이지는 않았다. 차종별로 살펴보면 화물차의 정확도가 낮게 산정되었는데 이는 관측지점의 차종 비율과 미관측지점의 차종 비율이 큰 차이를 보였기 때문으로 분석되었다. 상류부는 승용차 86.0%, 버스, 3.2%, 화물차 10.8%, 하류부는 승용차 81.8, 버스 3.8, 화물차 14.4, 미관측지점은 승용차 87.0%, 버스, 3.1%, 화물차 9.9%로 나타났다. 즉, 관측자료 기반 차종별 교통량 산정결과는 분석 대상지점 간의 차종 구성비 특성이 차이를 보일 경우 정확한 추정에 한계가 있다.

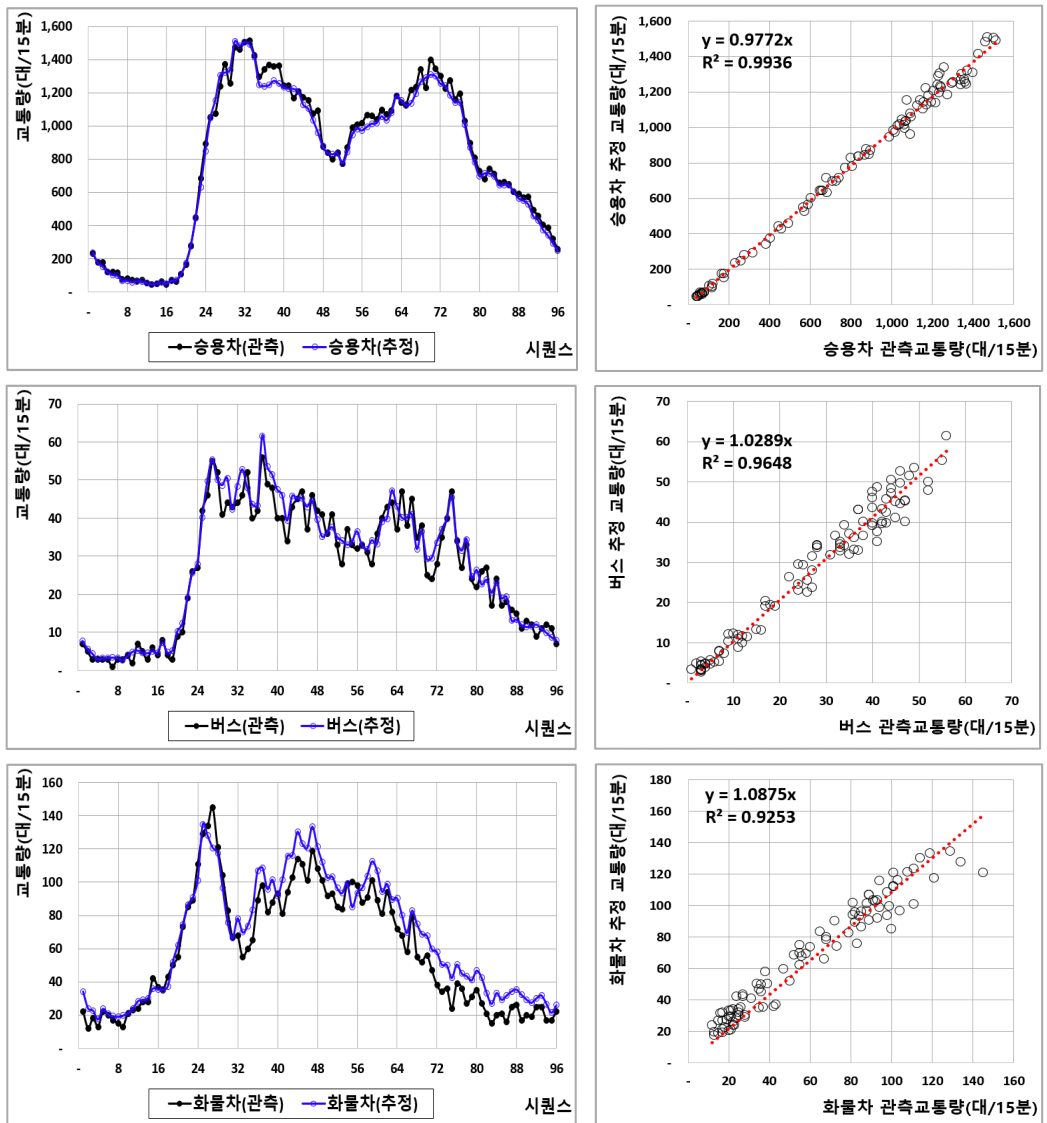
집계단위별로 살펴보면, 승용차와 버스는 15분 집계기준으로 기존 ITS 검지체계의 정확도에 준하는 결과를 보였으나 화물차의 경우 상대적으로 낮은 정확도를 보였다. 앞서 언급한 대로 하류부 관측지점의 화물차 구성비가 미관측지점에 비하여 약 5% 높음으로 인하여, 대부분의 시간대에서 과대추정 되는 문제가 발생하였다. 이로 인해 시간 단위를 집계하여도 오차율의 감소가 크지 않은 것으로 분석되었다. 즉, 관측자료 기반 차종별 교통량 추정모형은 관측지점과 미관측지점의 차종 구성 비율 특성이 큰 차이를 보이는 경우 신뢰할 만한 정확도를 보장하는데 한계가 있다.

<표 5-4> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(공간적범위 ①)

집계단위	MAPE(%)				MAE(대)			
	승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
5분	7.03	15.63	26.18	5.70	14.44	1.15	3.54	13.76
15분	4.64	15.56	24.02	3.69	30.66	2.52	9.79	26.76
30분	3.96	9.64	23.03	3.06	52.95	3.83	19.18	42.11
60분	3.80	7.57	21.78	2.48	100.84	6.18	35.78	74.39

## (1) 15분 집계단위

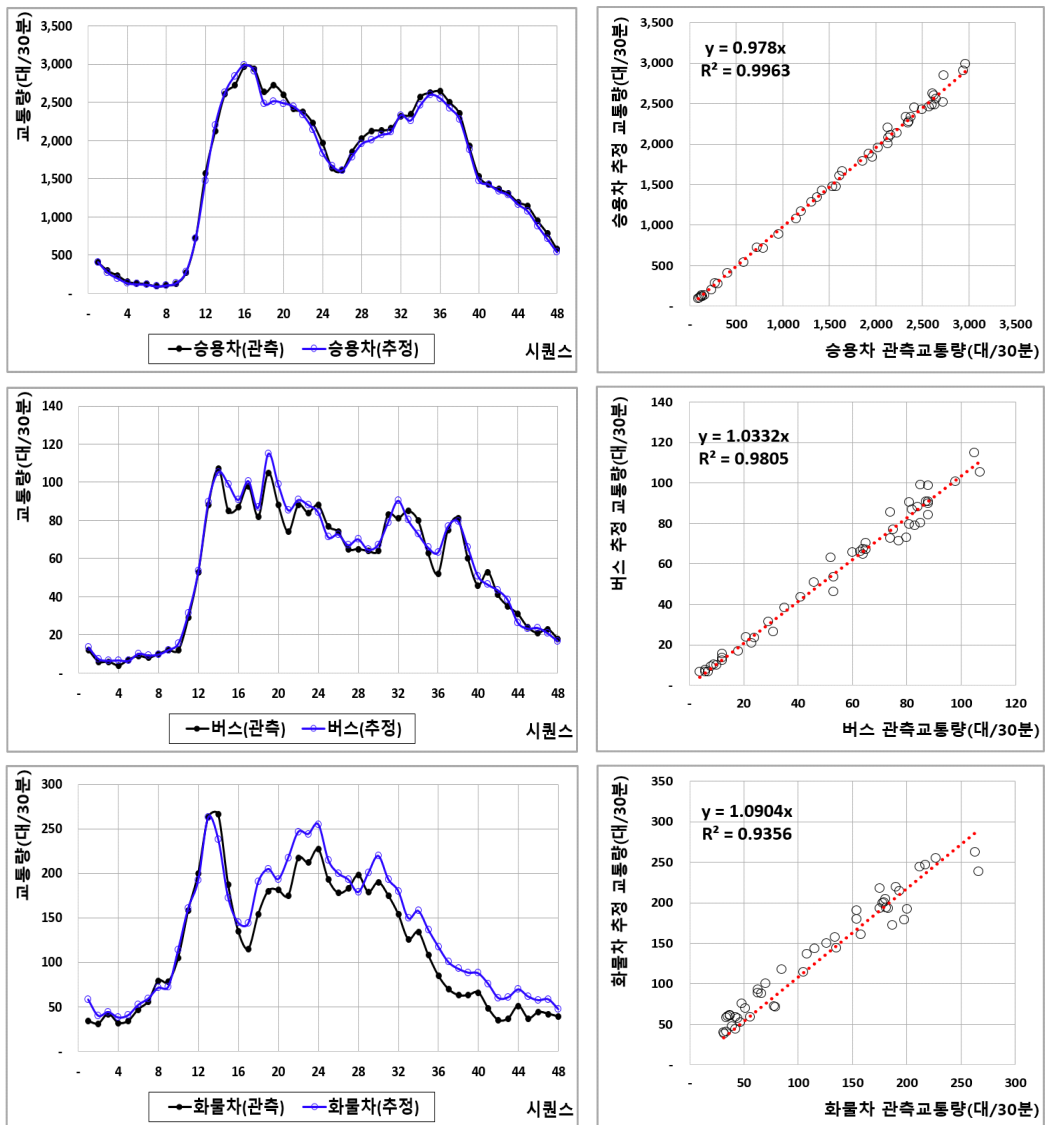
차종별 교통량 추정결과를 15분 단위로 집계하여 관측교통량과 비교한 결과 승용차의 경우  $R^2=0.994$ , 버스는  $R^2=0.965$ , 화물차는  $R^2=0.925$ 로 높은 설명력을 보였다. 차종별 교통량에 대한 시계열 패턴은 승용차는 거의 동일하였지만, 상대적으로 교통량이 적은 버스, 화물차는 승용차에 비해 변동성이 크며, 화물차는 대부분의 시간대에서 과대 추정되었다.



<그림 5-8> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ①)

## (2) 30분 집계단위

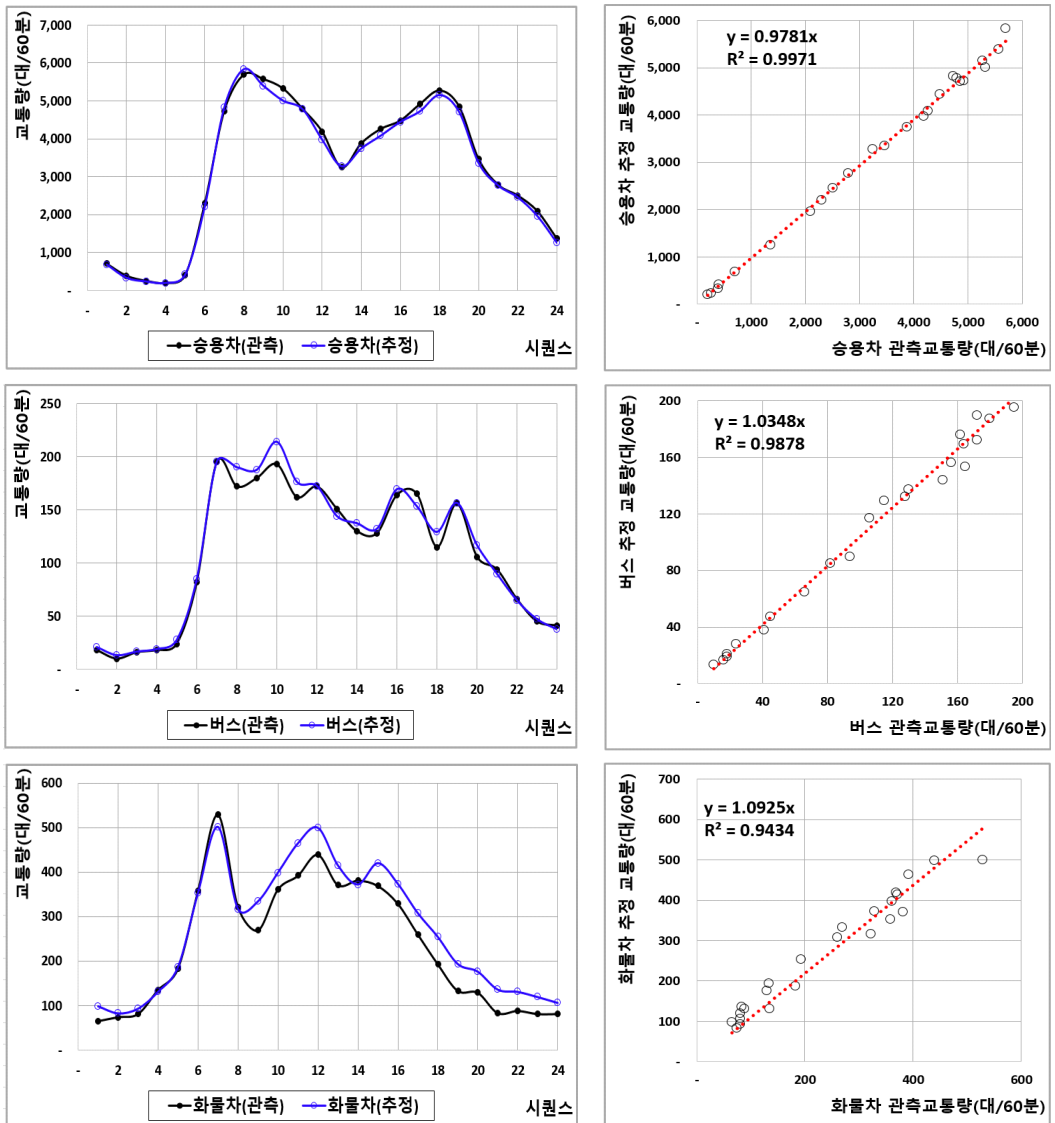
차종별 교통량 추정결과를 30분 단위로 집계하여 관측교통량과 비교한 결과 승용차는  $R^2=0.996$ , 버스는  $R^2=0.981$ , 화물차는  $R^2=0.936$ 으로 15분 집계단위보다 높은 설명력을 보였으며, 교통량의 시계열 패턴의 유사성도 개선되었다. 화물차 교통량의 시계열 패턴은 여전히 과대추정 경향을 보이며, 이는 관측지점과 미관측지점의 차종구성비 차이로 분석되었다.



<그림 5-9> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ①)

### (3) 60분 집계단위

도로부분의 다양한 지표산정 및 정보제공 시 1시간 교통량을 이용하기 때문에, 1시간 집계단위의 교통량의 정확도는 큰 의미가 있다. 관측교통량과 비교한 결과 승용차는  $R^2=0.997$ , 버스는  $R^2=0.988$ , 화물차는  $R^2=0.934$ 로 관측치와 상당히 유사한 결과를 보였다. 즉, 본 연구에서 제안한 교통량 추정모형은 차종별 교통량을 산정하는데 유용하게 활용될 수 있을 것이다.



<그림 5-10> 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과(60분: 공간적범위 ①)

## 2) 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과

관측지점 검지기가 VDS와 같이 차종 구분이 불가능한 경우에 적용 가능한 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과는 다음 표<5-5>와 같다. 집계단위 5분인 경우 전체교통량 기준 5.70%, 승용차 6.27%, 버스 14.71%, 화물차 9.85%로 분석되었다. 관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과와 비교하였을 때 모든 차종에서 정확도가 높게 산정되었다.

버스와 화물차는 관측자료 기반 모형과 마찬가지로 교통량 자체가 낮은 수준으로, 상대적으로 오차가 높게 나타났는데, MAE 기준으로 살펴보면 버스는 0.98대/5분, 화물차는 1.65대/5분으로 모형의 정확도는 우수한 것으로 나타났다. 집계단위별로 살펴보면 15분의 경우 승용차 4.06%, 버스 14.86%, 화물차 7.51%로 기존 ITS 검지체계 보다 높은 정확도를 보이는 것으로 나타났다. 60분 집계의 경우는 모든 차종이 오차를 10% 이내로 분석되었으며, 향후 다양한 분야에서 활용이 가능할 것으로 판단된다.

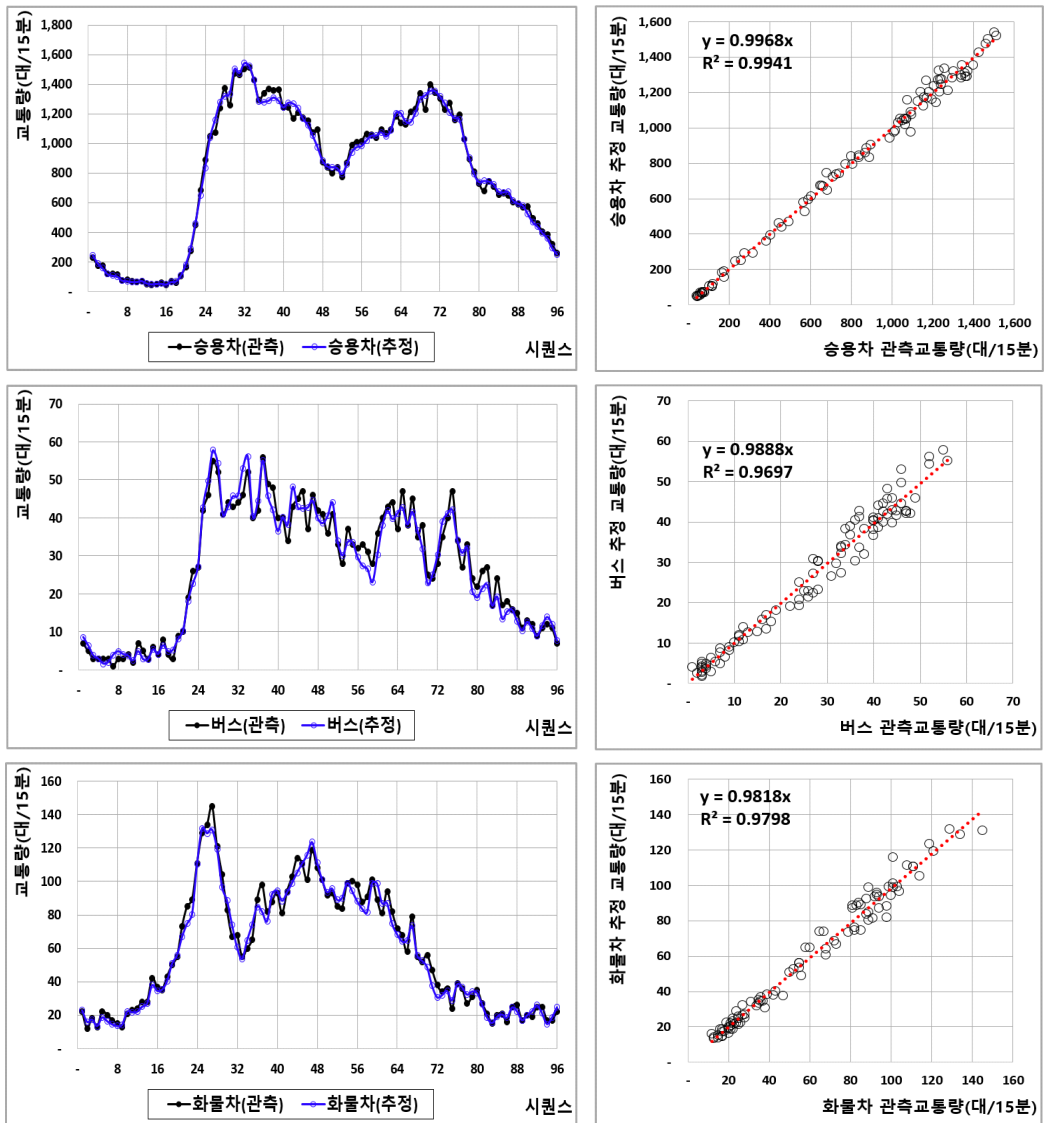
프로브 기반 차종별 교통량 모형이 관측자료 기반 모형과 비교하였을 때 전반적으로 모형의 정확도가 우수한 것으로 분석되었다. 특히 관측자료 기반모형에서 발생하였던 관측지점과 미관측지점의 차종 구성비의 차이로 인해서 화물차의 오차가 크게 발생하는 문제는 해결되었다. 일단위 기준으로 차종별 교통량의 오차를 살펴본 결과 승용차는 0.31%, 버스는 1.35%, 화물차는 1.64%로 거의 동일한 결과를 보였으며, 향후 수시교통량 조사 시에도 활용이 가능할 정도의 정확도를 보였다.

<표 5-5> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(공간적범위 ①)

집계단위	MAPE(%)				MAE(대)			
	승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
5분	6.27	14.71	9.85	5.70	13.13	0.98	1.65	13.76
15분	4.06	14.86	7.51	3.69	25.70	2.29	3.88	26.76
30분	3.35	11.25	6.02	3.06	41.45	3.64	6.13	42.11
60분	2.64	7.53	4.14	2.48	73.85	5.86	8.60	74.39

## (1) 15분 집계단위

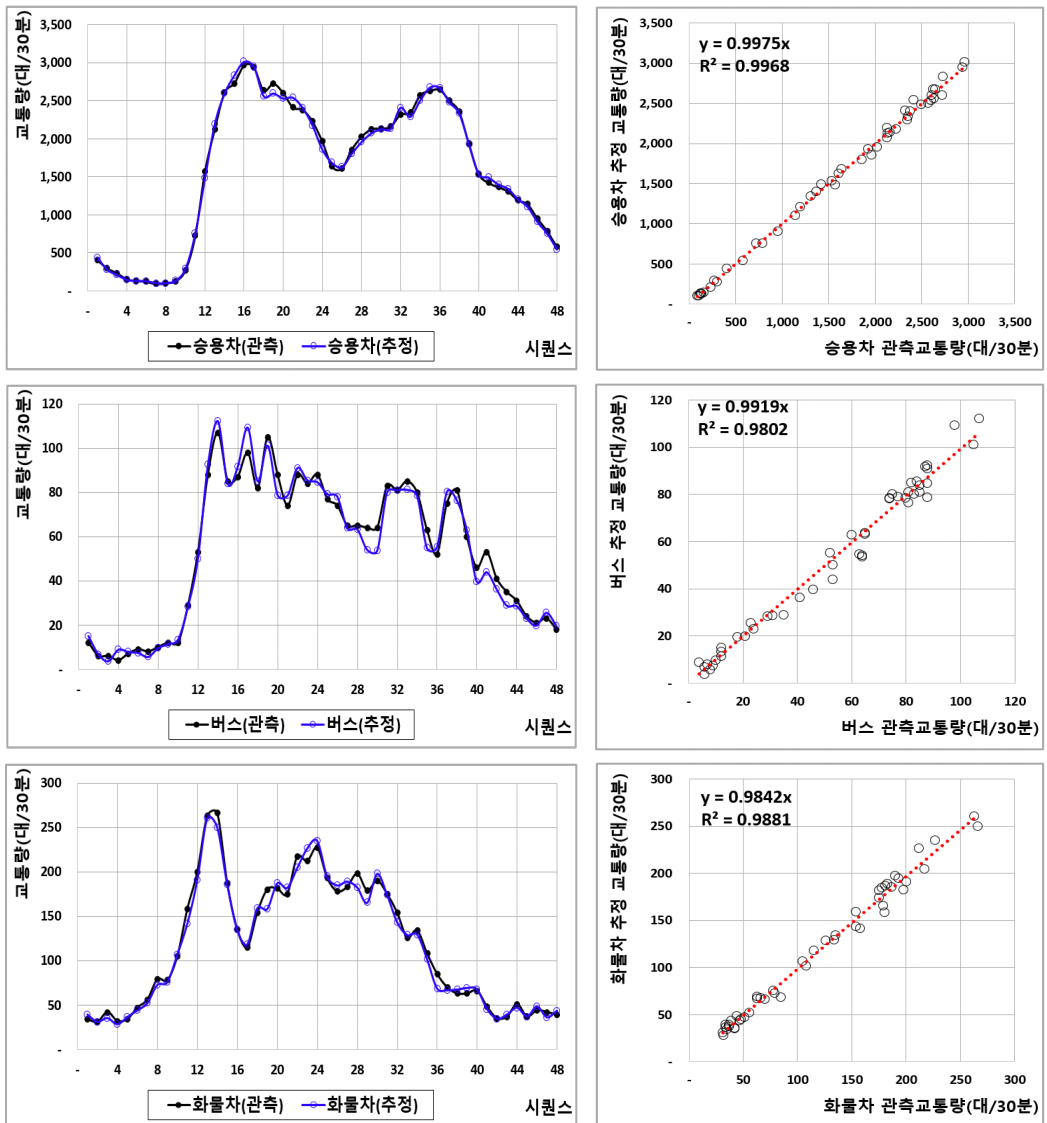
5분 단위 차종별 교통량 추정결과를 15분 단위로 집계하여 비교한 결과 승용차의 경우  $R^2=0.994$ , 버스는  $R^2=0.970$ , 화물차는  $R^2=0.980$ 로 높은 설명력을 보였다. 관측자료 기반모형과 비교하였을 때 높은 설명력을 보였으며, 교통량의 시계열 패턴도 유사한 것으로 분석되었다. 또한 화물차의 과대추정 문제도 해결되는 것으로 확인되었다.



<그림 5-11> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ①)

## (2) 30분 집계단위

차종별 교통량 추정결과를 30분 단위로 집계하여 관측교통량과 비교한 결과 승용차는  $R^2=0.997$ , 버스는  $R^2=0.980$ , 화물차는  $R^2=0.988$ 으로 15분 집계단위보다 높은 설명력을 보였으며, 교통량의 시계열 패턴의 유사성도 개선되었다. 상대적으로 교통량이 적은 버스, 화물차에 대해서도 추정의 정확도는 우수한 것으로 나타났다.

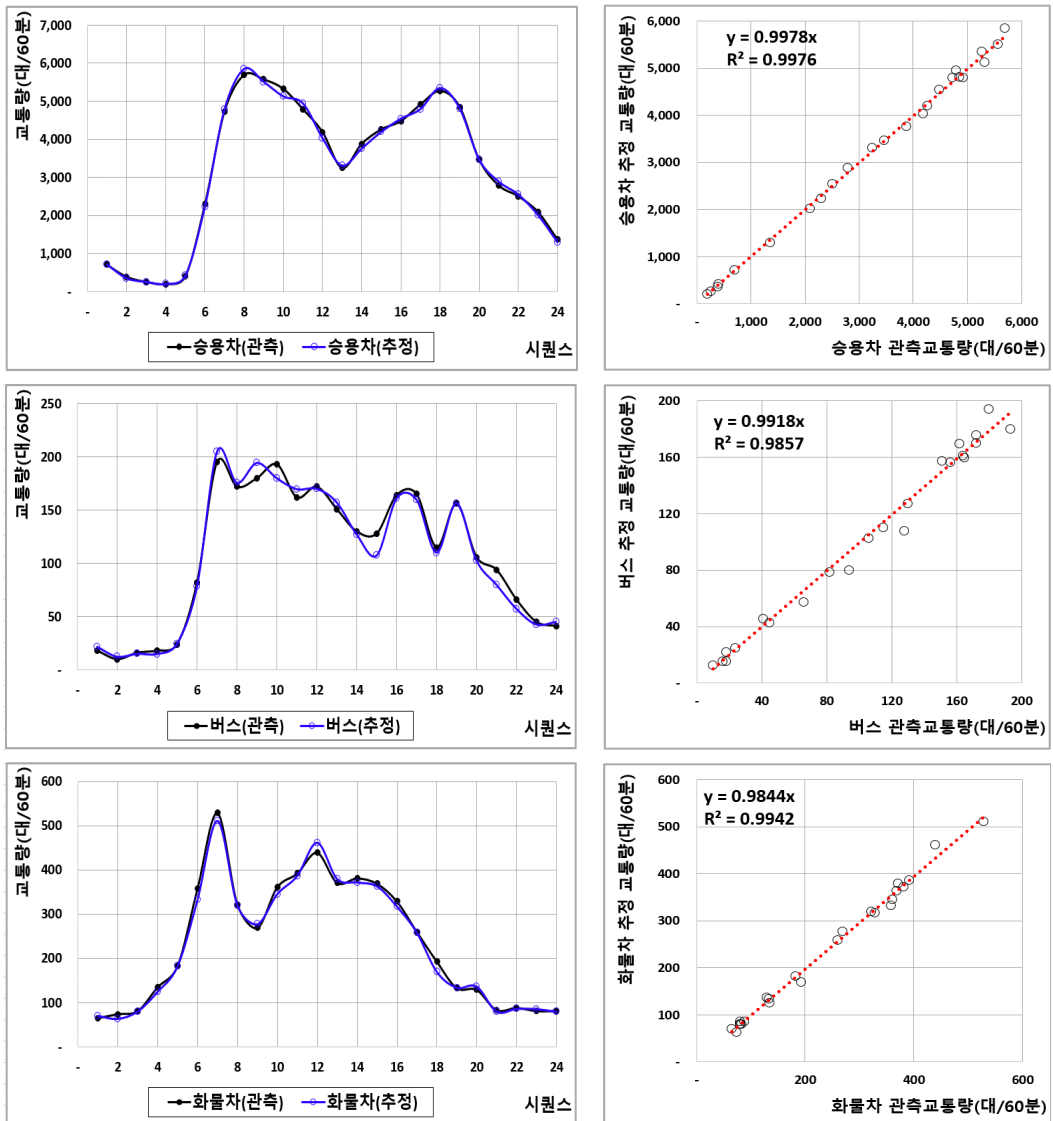


<그림 5-12> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ①)



### (3) 60분 집계단위

60분 단위로 차종별 교통량을 집계한 결과 승용차는  $R^2=0.998$ , 버스는  $R^2=0.986$ , 화물차는  $R^2=0.994$ 로 관측치와 상당히 유사한 결과를 보였다. 관측자료 기반 결과와 비교하였을 때 승용차와 버스의 추정정확도는 유사하였으나, 화물차량에 대해서는 크게 개선되는 결과를 보였으며,  $R^2$  측면에서도 높은 설명력을 보였다.

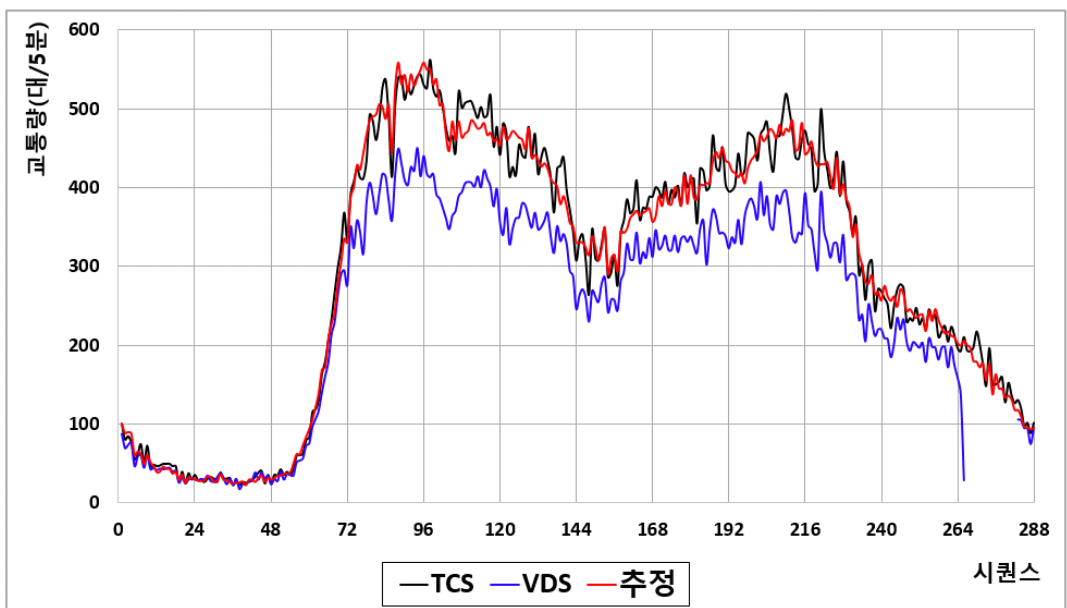


<그림 5-13> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(60분: 공간적범위 ①)

#### 4. VDS 교통량과 비교

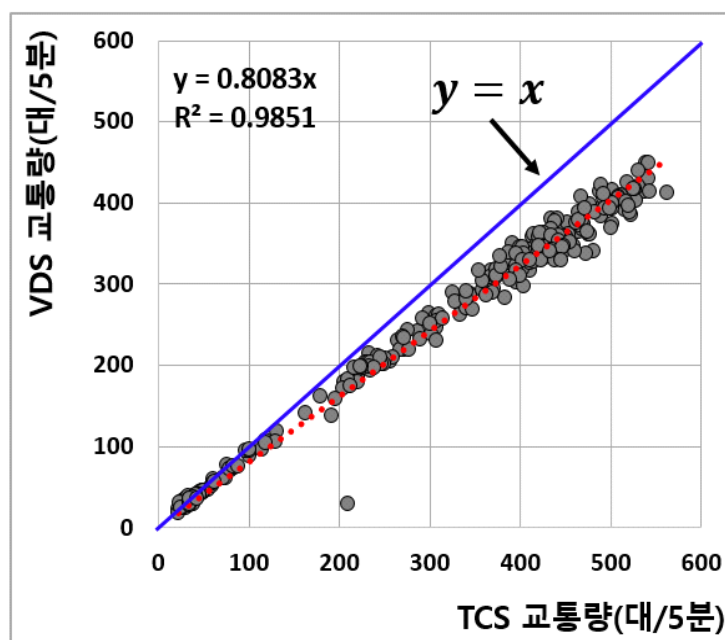
본 연구에서 제안한 교통량 추정모형과 기존의 동적 교통량 검지체계인 VDS 체계와의 성능을 비교하고자 한다. 미관측지점인 청계TG 지점의 TCS 자료를 참값으로 정의하고, 해당 지점과 가장 인접한 VDS 자료를 수집하여 비교 분석하였다.

교통량 추정결과는 <그림 5-14>와 같으며, 그림에서 보는 바와 같이 TCS 자료와 추정교통량의 시계열 패턴은 매우 유사한 것으로 분석되었다. VDS 자료도 TCS 자료의 시계열 패턴은 유사하나 교통량이 많아지는 오전 첨두에서 오후 첨두시까지 교통량의 절대적인 양은 낮은 것으로 나타났다. 반면, 교통량 수준이 낮은 심야시간대(0~6시)의 경우는 TCS자료와 비교하였을 때 교통량과 패턴 측면에서 거의 동일한 형태를 보이는 것으로 분석되었다. 이러한 문제가 발생하는 이유는 앞서 자료구축 부분에서 제기한 갓길차로의 문제인 것으로 판단된다. 갓길차로는 정체구간의 혼잡을 완화하기 위한 목적으로 가변차로 형태로 일반차량이 통행할 수 있지만, 가변차로가 운영되지 않는 시간에는 일반차량이 이용할 수 없다.



<그림 5-14> 교통량 검증결과(청계TG : 공간적범위 ①)

현재 수도권 구간에서 운영되는 갯길차로 구간은 2018년 기준으로 약 250km 구간에 해당한다. 갯길은 일차적으로 고장 및 사고 차량의 긴급 회피를 목적으로 설계되었기 때문에 교통량 수집을 위한 검지기가 설치되어 있지 않다. 따라서 갯길차로 운영 시에는 교통량이 과소 산정되는 문제가 발생한다. 이러한 이유로 갯길차로가 운영되고 있는 수도권 구간의 경우는 정확한 교통량 모니터링 자체가 불가능하다. 이뿐만 아니라, VDS 장비는 유지보수가 거의 불가능하기 때문에 노후화된 검지기의 경우 성능 저하 및 기능을 상실한 경우가 전체의 30%에 이르고 있다. 장기적으로 보았을 때 갯길차로는 더욱 확대될 것이고, 검지기는 계속 노후화될 가능성이 높기 때문에 현재의 검지방법으로는 동적 교통량을 모니터링하는데 적합하지 않다. <그림 5-15>는 TCS 교통량과 VDS 교통량의 선형관계를 분석한 그림이다. 두 자료가 동일할 경우  $y=x$  선에 자료가 밀집되어야 하지만, VDS 자료는 교통량이 증가할 경우 TCS 자료와의 차이는 더욱 커지고 있다. 실제 VDS 자료와 TCS 자료와의 오차율을 산정한 결과 약 18%(미관측된 시간대 제외), 본 연구에서 제안한 방법은 5.70%로 성능 측면에서 우수함을 증명하였다.



<그림 5-15> TCS 교통량과 VDS 교통량 비교(청계TG)

## 제5절 결과 요약

본 연구에서는 이동 프로브 자료와 일정 간격으로 설치된 관측교통량 자료를 이용하여 동적으로 교통량을 추정할 수 있는 모형을 개발하였다. 교통량 추정모형은 전수화계수모형(EM) 기반의 Model type ①과 교통량 전환모형 기반의 Model type ②를 개발하였다. 또한, 프로브 자료의 시계열 변동성을 축소시키기 위하여 변동성 축소모형(RM), 변동계수 방법(Cv)을 개발하여 프로브의 불필요한 임의적 변이를 필터링할 수 있도록 하였다. 본 연구에서 개발된 총 5가지의 교통량 추정모형의 성능을 평가하기 위한 Test-bed로 서울외곽순환 고속도로 시흥TG~성남TG 구간으로 설정하였으며, 다양한 교통상황에서 안정적으로 교통량 추정이 가능한지 여부를 판단하기 위해 2018년 5월 5일~12일 총 8일 치에 대하여 평가를 수행하였다. 개발모형의 평가를 위해서 모형의 평가지표는 정확도 관련지표로 MAPE(%), MAE(대), HR( $\pm 10\%$  이내)을 설정하였고, 신뢰도 측면지표로 MRPE(%), SDRPE(%)을 적용하였다.

미관측지점에 대한 교통량 추정결과를 살펴보면 변동성 축소모형(RM)과 교통량 전환모형(CM)을 조합한 RCM의 정확도가 평균 5.95%로 모형의 정확도가 가장 높은 것으로 분석되었다. 특이할 점은 RM을 적용하지 않고 CM만 적용한 경우 평균오차는 7.61%로 프로브 자료기반 교통량 추정 시 프로브 자료의 변동성 축소의 필요성을 확인할 수 있었다. 요일별 분석결과를 살펴보면 다양한 교통상황에서도 RCM모형은 신뢰할만한 수준의 정확도를 보였다. 또한, 차종별 교통량 추정은 관측자료 기반모형과 프로브 기반 모형을 이용하여 성능을 평가하였는데 프로브 기반 모형의 정확도가 상대적으로 우수한 것으로 분석되었다. 관측자료 기반 차종별 교통량의 경우 관측지점과 미관측지점의 차종구성비의 특성이 차이를 보이는 경우 정확한 예측결과를 보이는 데 실패하였다. 반면 프로브 기반 차종별 교통량 모형의 경우 집계단위 5분 기준으로 오차율은 승용차 6.27%, 버스 14.71%, 화물차 9.85%로 기존 ITS 검지체계의 정확도 보다 우수한 것으로 분석되었다. 추가로 VDS 검지체계 교통량과의 성능평가 수행결과 VDS 오차율 18%, RCM 5.95%로 큰 차이를 보였다.

## 제6장 개발모형 성능평가

### 제1절 성능평가 개요

본 연구에서 개발한 동적 교통량 추정모형을 Test-bed(시흥TG~성남TG)를 대상으로 교통량을 추정한 결과 RCM이 평균오차율 5.95%로 오차율 기준으로 성능이 가장 우수한 것으로 분석되었다. 평균 오차율 기준으로 살펴보면 기존 ITS 검지체계 보다 우수한 성능을 보인다고 판단할 수 있지만, 제안된 방법은 도로구간별로 수집되는 프로브 대수와 일정 간격으로 설치된 관측지점 교통량을 이용하여 미관측지점의 교통량을 추정하기 때문에 관측지점의 위치 및 미관측지점의 위치에 따른 검증이 필요하다. 또한, 상대적으로 프로브 점유율이 낮은 GPS자료를 이용한 교통량 추정 가능 여부를 판단하기 위한 검증이 선행되어야 한다.

본 연구에서 제안한 동적 교통량 추정모형의 성능평가를 위해서 총 세 가지 측면에서 살펴보려고 한다. 첫째, 공간적범위 확장에 따른 성능평가이다. 앞서 5장 개발모형 적용결과에서 관측지점 간 간격이 37.3km인 시흥TG~성남TG 구간에 대하여 분석을 수행하였다. 추가적으로 관측지점 간 적정 간격에 대한 검토를 위해서 관측지점 간격이 78.7km인 김포TG~남양주TG 구간에 대하여 개발모형의 성능을 평가하고자 한다.

두 번째는 미관측지점 위치에 따른 성능평가이다. 미관측지점에 대한 교통량 추정은 관측지점 구간 내에 포함된 모든 도로를 대상으로 안정적으로 교통량 추정이 가능해야 한다. 이에 대한 성능평가를 위해 미관측지점의 위치를 달리 적용하여 모형의 성능을 평가하고자 한다.

마지막으로서는 점유율에 따른 모형성능평가이다. 본 연구에서 사용한 프로브 자료는 DSRC 자료로 GPS 자료와 비교하였을 때 상대적으로 시장점유율이 높다. DSRC 자료는 RSE가 설치된 구간에 대해서만 적용이 가능하므로, 전국단위 네트워크 분석을 위해서는 GPS자료를 활용할 수밖에 없다. 즉, 개발모형이 상대적으로 점유율이 낮은 프로브 자료를 이용할 경우에도 적용 가능한지 여부를 판단하기 위한 성능을 평가하고자 한다.

## 제2절 공간적범위 확대에 따른 모형 성능평가

### 1. 교통량 추정결과 요약

관측지점의 적정 간격에 대한 검토를 위하여 공간적범위 확대에 따른 성능평가를 위하여 관측지점의 공간적범위를 서울외곽순환 고속도로 김포TG~구리남양주TG 구간으로 설정하고, 공간적범위 ②로 정의하였다. 해당 구간의 총연장은 78.7km이며, 미관측지점은 청계TG로 설정하였고, 분석방법은 동일한 방법으로 동적 교통량을 추정하였다.

Model type ①의 경우 공간적범위 ①과 비교하였을 때 전반적으로 오차율은 증가하였으나, 오차의 차이는 크지 않았다. 관측지점의 공간적범위가 약 2배가량 증가함에도 불구하고 유사한 추정력을 보여준 이유는 분석대상지점의 프로브와 교통량 간의 관계(점유율)가 유사하기 때문으로 분석되었다. RM의 성능평가를 위하여 오차율을 기준 NEM과 REM을 비교한 결과 약 30% 개선 효과를 보이는 것으로 분석되었다.

<표 5-6> 교통량 추정결과(Model Type ① : 공간적범위 ②)

모 델	날 짜		MAPE	MAE	HR( $\pm 10\%$ )	MRPE	SDRPE
NEM	05월 05일	어린이날	9.30	24.73	64.93	-0.01	11.43
	05월 06일	일요일	10.43	19.43	63.19	0.74	14.42
	05월 07일	대체휴무	9.52	21.99	67.36	-0.22	12.63
	05월 08일	화요일	9.27	22.16	66.67	0.76	12.19
	05월 09일	수요일	8.82	22.60	68.75	0.45	11.39
	05월 10일	목요일	9.32	22.82	67.71	-0.90	12.02
	05월 11일	금요일	9.36	23.63	65.97	0.92	12.53
	05월 12일	일요일	9.24	20.57	64.93	0.91	11.62
	평균		9.41	22.24	66.19	0.33	12.28
REM	05월 05일	어린이날	6.27	16.61	86.46	0.76	8.36
	05월 06일	일요일	6.14	11.01	86.81	1.83	9.63
	05월 07일	대체휴무	6.45	13.69	84.03	0.16	8.69
	05월 08일	화요일	6.90	15.61	81.60	1.63	9.56
	05월 09일	수요일	6.81	15.54	79.86	1.25	8.99
	05월 10일	목요일	5.99	14.65	85.07	0.06	8.48
	05월 11일	금요일	8.05	18.98	76.39	1.51	11.43
	05월 12일	일요일	6.36	13.84	81.25	1.44	8.11
	평균		6.62	14.99	82.68	1.08	9.16

Model type ②의 분석결과 역시 공간적범위 ①과 비교하였을 때 교통량 추정결과에는 큰 차이를 보이지 않았다. 특이할 점은 Model type ②의 경우 관측지점의 공간적범위가 커질수록 변동성 축소모형(RM, Cv)의 적용 효과가 큰 것으로 분석되었다. 오차율을 기준으로 공간적범위 ①의 경우 평균 21%, 공간적범위 ②는 약 37% 개선 효과를 보였다.

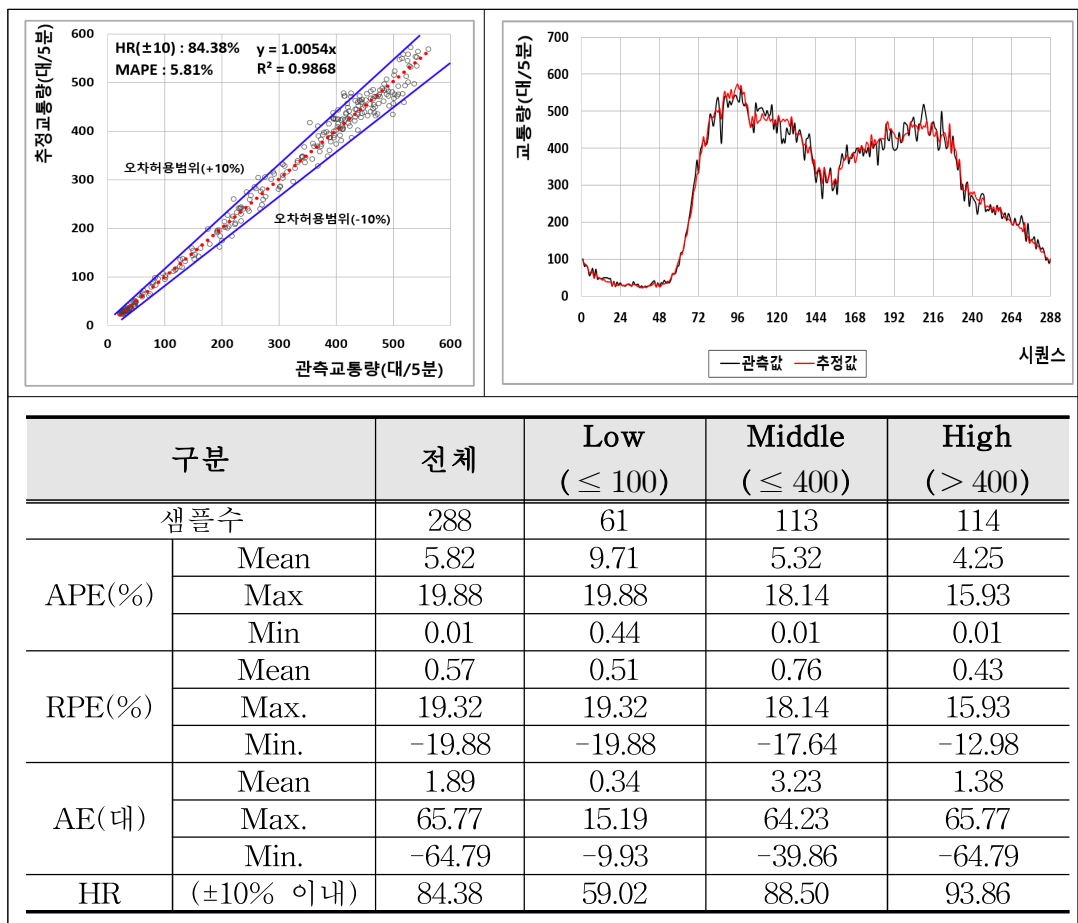
공간적범위 ②에 대하여 교통량 추정모형별로 살펴보면 Model Type ②의 RCM의 정확도가 가장 높은 것으로 분석되었고, 적중률( $\pm 10\%$  이내)은 평균 82%로 높은 정확도를 보였다.

<표 5-7> 교통량 추정결과(Model Type ② : 공간적범위 ②)

모 델	날 짜		MAPE	MAE	HR( $\pm 10\%$ )	MRPE	SDRPE
NCM	05월 05일	어린이날	11.81	33.53	34.03	4.72	10.13
	05월 06일	일요일	13.16	29.53	38.54	8.51	10.12
	05월 07일	대체휴무	11.28	29.14	42.71	6.44	9.12
	05월 08일	화요일	9.03	24.92	57.99	4.68	8.52
	05월 09일	수요일	8.20	21.20	65.28	4.26	8.20
	05월 10일	목요일	8.40	21.68	64.58	3.54	8.73
	05월 11일	금요일	8.43	21.38	62.85	4.41	8.47
	05월 12일	일요일	10.03	23.26	49.65	6.53	8.37
	평균		10.04	25.58	51.95	5.39	8.96
RCM	05월 05일	어린이날	6.03	15.42	86.11	0.52	7.40
	05월 06일	일요일	6.56	12.99	79.51	1.74	7.73
	05월 07일	대체휴무	6.79	16.19	77.43	1.54	7.78
	05월 08일	화요일	6.23	15.85	80.21	1.42	7.28
	05월 09일	수요일	5.82	14.25	84.38	0.57	7.33
	05월 10일	목요일	5.93	14.74	86.81	-0.01	7.10
	05월 11일	금요일	6.50	16.02	78.13	0.36	7.55
	05월 12일	일요일	6.11	13.55	83.68	1.33	7.35
	평균		6.25	14.88	82.03	0.93	7.44
CCM	05월 05일	어린이날	6.49	17.20	79.17	0.61	7.67
	05월 06일	일요일	7.43	15.40	75.35	4.20	7.68
	05월 07일	대체휴무	7.50	18.49	66.32	2.93	8.34
	05월 08일	화요일	6.25	16.74	82.99	2.05	7.13
	05월 09일	수요일	5.98	14.82	84.03	1.12	7.19
	05월 10일	목요일	5.55	14.21	88.19	0.19	6.63
	05월 11일	금요일	6.54	15.76	79.17	1.33	7.63
	05월 12일	일요일	6.26	13.82	81.60	2.02	7.19
	평균		6.50	15.80	79.60	1.81	7.43

## 2. 요일별 상세분석

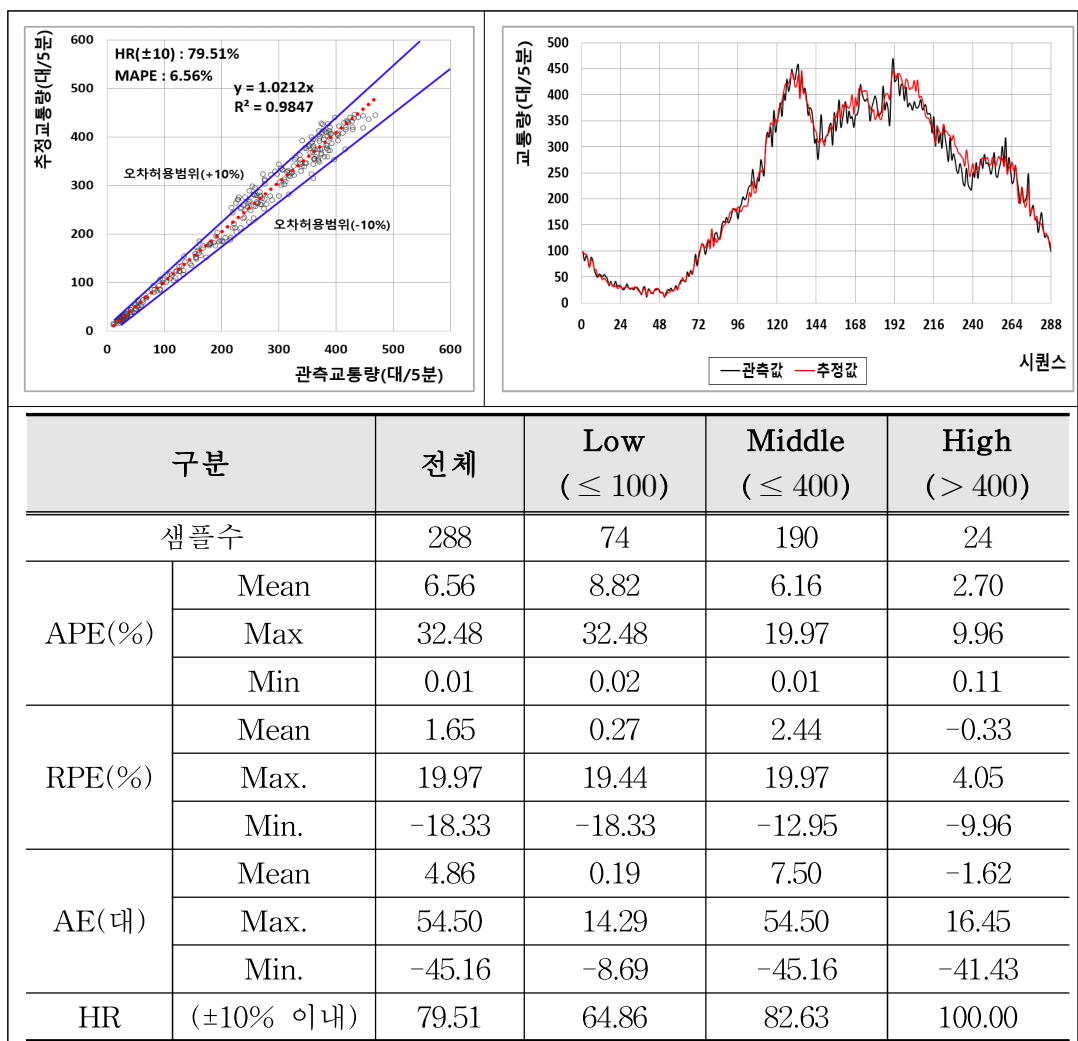
공간적범위 ②에 대하여 교통량 추정결과 공간적범위 ①과 동일하게 Type ②의 RCM 모형의 정확도가 가장 높은 것으로 나타났으며, 해당모형을 이용하여 요일별 상세분석 수행하였다. 평일 수요일에 대하여 관측교통량과 추정교통량 간의 산점도 분석결과  $R^2=0.987$ 로 설명력이 우수한 것으로 분석되었고, 시계열 패턴도 유사한 행태를 보였다. 공간적범위 ①과 비교하였을 때 큰 차이를 보이지 않았으며, 교통량 수준별 평가결과도 유사한 결과를 보였다. 또한, 교통량이 낮은 경우에도 추정정확도가 10% 이내로 안정적인 추정력을 보이는 것으로 나타났으며, 적중률(HR)의 경우  $\pm 10\%$  이내인 경우는 전체기준 84.38%로 분석되었다.



<그림 5-16> 교통량 추정결과(평일, 수요일 : 공간적범위 ②)

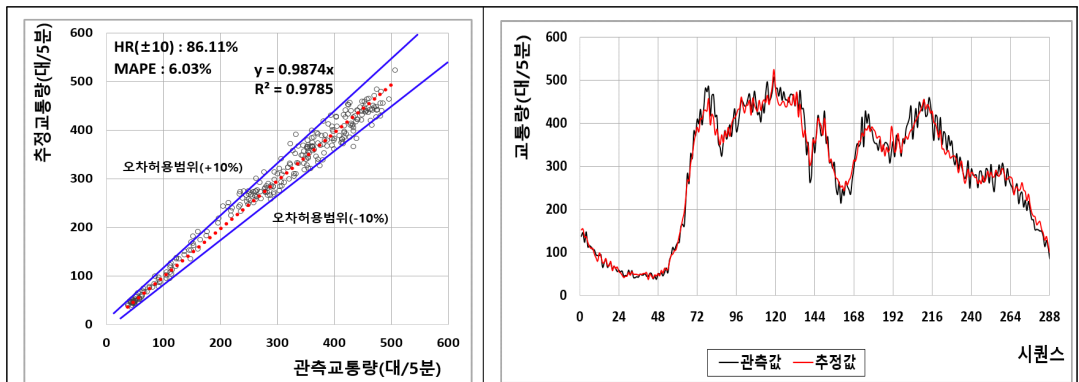


일요일에 대하여 교통량 추정결과를 살펴보면  $R^2=0.985$ 으로 높은 추정력을 보였으며, 공간적범위 ①과 비교하였을 때 정확도는 다소 낮은 것으로 분석되었다. 교통량의 시계열 패턴의 경우도 유사한 행태를 보이는 하지만 공간적범위 ①과 비교하였을 때 변동성이 큰 것으로 분석되었다. 교통량 수준별로 살펴보면 High는 2.70%, Middle은 6.16%, Low는 8.82%의 오차율을 보였다. 오차율이  $\pm 10\%$  이내의 비율을 나타내는 적중률(HR)의 평균 77.78%로 나타났으며, High의 경우 100% 모두  $\pm 10\%$  범위 내로 추정되는 결과를 보였다.



<그림 5-17> 교통량 추정결과(주말, 일요일 : 공간적범위 ②)

교통량이 많은 공휴일(어린이날)에 대하여 공간적범위 ②에 대하여 교통량을 추정한 결과  $R^2=0.976$ , 교통량의 시계열 패턴도 유사한 패턴을 보였으며, 공간적범위 ①과 비교하였을 때 큰 차이를 보이지 않았다. 관측교통량의 공간적범위에 따라 요일별로 교통량을 추정한 결과 검지기 간격이 클수록 평균 오차는 대체적으로 증가하였지만, 증가된 양(RCM 오차율 기준 0.22% 증가)이 크지는 않은 것으로 분석되었다. 또한, 대부분의 경우에 MRPE값은 0에 가까운 결과를 보였으며, 오차율  $\pm 10$  이내의 적중률도 80% 이상의 결과를 보였다. 즉, 관측지점의 간격이 80km 정도로 설치되어 있어도 안정적으로 교통량을 추정할 수 있을 것으로 판단된다.



구분		전체	Low ( $\leq 100$ )	Middle ( $\leq 400$ )	High ( $> 400$ )
샘플수		288	48	166	74
APE(%)	Mean	6.03	8.25	5.86	4.98
	Max	19.77	19.77	19.61	15.53
	Min	0.02	0.02	0.02	0.12
RPE(%)	Mean	0.52	1.39	1.98	-3.31
	Max.	19.77	19.77	19.61	7.07
	Min.	-18.28	-18.28	-14.59	-15.53
AE(대)	Mean	-1.52	0.44	3.87	-14.87
	Max.	58.09	14.57	58.09	30.19
	Min.	-67.40	-13.53	-47.17	-67.40
HR	( $\pm 10\%$ 이내)	86.11	68.75	87.35	94.59

<그림 5-18> 교통량 추정결과(공휴일, 어린이날 : 공간적범위 ②)

### 3. 차종별 교통량 추정결과

이동 프로브 자료를 이용한 동적 차종별 교통량 추정의 정확도를 살펴 보기 위하여 공간적범위 ②에 대하여 추가로 분석을 수행하였고, 추정방법은 공간적범위 ①과 동일한 방법을 이용하여 분석하였다.

관측자료 기반 차종별 교통량 추정결과 집계단위 5분인 경우에 승용차 7.28%, 버스 17.72%, 화물차 25.76%의 오차를 보였으며 관측지점의 거리의 증가로 오차가 다소 증가하였다. 공간적범위 ①과 동일하게 버스와 화물차의 정확도 상대적으로 낮게 산정되었다. 관측지점 상류부인 김포 TG의 차종 구성비는 승용차 87.5%, 버스 2.8%, 화물차 9.7%, 관측지점 하류부인 구리남양주TG의 경우 승용차 82.7%, 버스 3.6%, 화물차 13.6%로 나타났다. 미관측지점인 청계TG는 승용차 87%, 버스 3.1%, 화물차 9.9%이며, 관측지점에 비하여 화물차 비율이 낮아 전체적으로 과소 추정되는 문제를 보였다. 이러한 문제는 공간적범위 ①의 결과와 동일하였다.

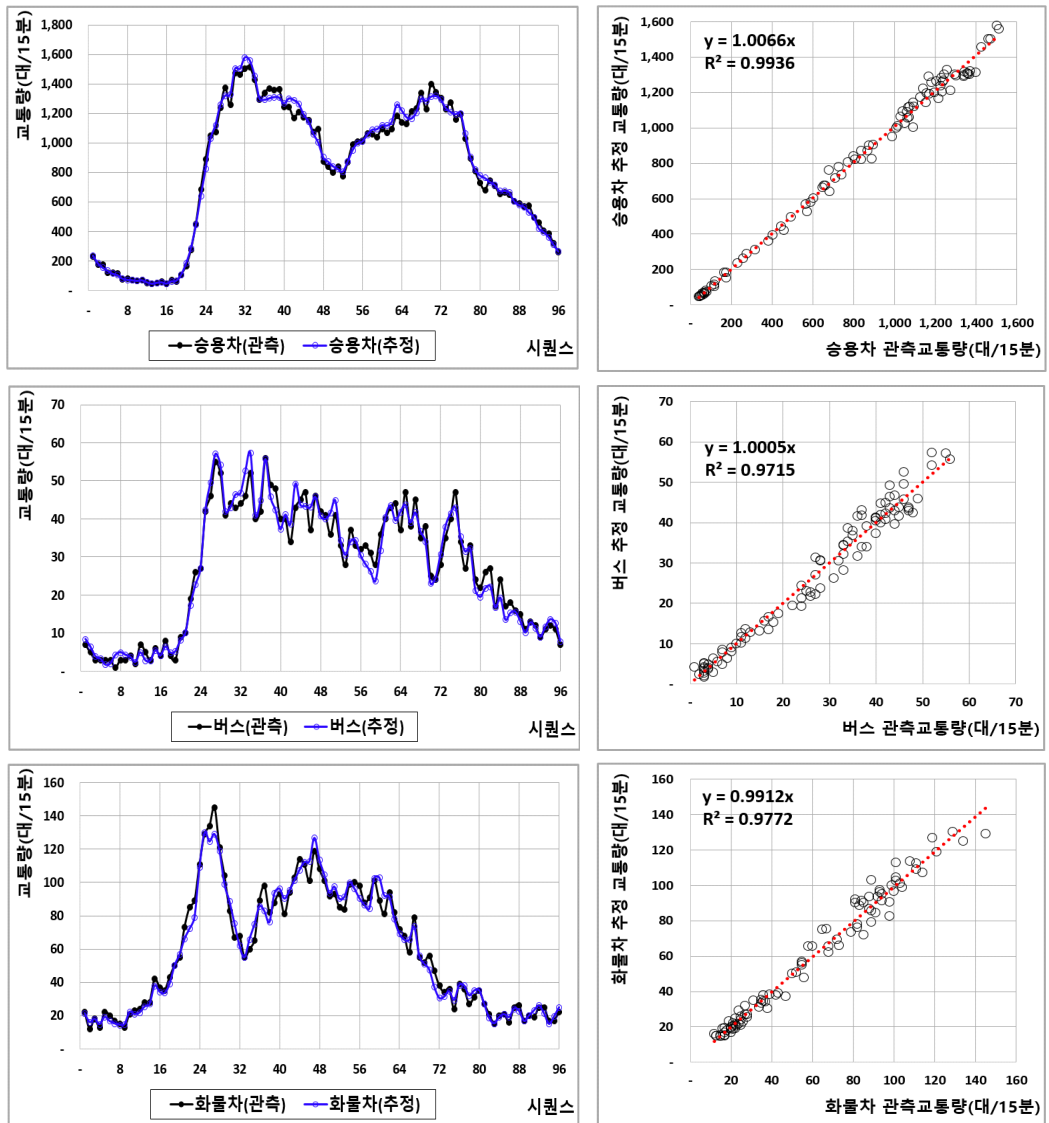
프로브 기반 차종별 교통량 추정결과 관측자료 기반의 결과와 비교하였을 때 상대적으로 우수한 추정결과를 보였다. 5분 집계단위 기준으로 살펴보면 승용차는 6.16%, 버스는 14.69%, 화물차는 10.24%로 기존 ITS 검지체계의 오차율 수준의 오차율을 보였으며, 미관측지점의 프로브 자료만을 이용하므로 관측지점의 공간적 거리는 크게 영향을 주지 않았다.

<표 5-8> 차종별 교통량 추정결과(수요일 : 공간적범위 ②)

구분	집계 단위	MAPE(%)				MAE(대)			
		승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
관측자료 기반	5분	7.28	17.72	25.76	5.82	16.39	1.46	5.28	14.25
	15분	4.80	17.93	24.27	4.23	35.69	4.07	15.52	32.13
	30분	4.07	15.55	22.89	3.19	66.06	7.75	30.66	50.85
	60분	3.73	13.80	21.98	2.77	125.93	15.23	60.40	88.87
프로브 기반	5분	6.16	14.69	10.24	5.82	13.45	0.96	1.71	14.25
	15분	4.02	15.00	7.92	4.23	28.47	2.23	4.07	32.13
	30분	2.91	11.40	6.83	3.19	44.97	3.51	7.14	50.85
	60분	2.43	7.59	4.30	2.77	78.08	5.78	9.12	88.87

## 1) 15분 집계단위

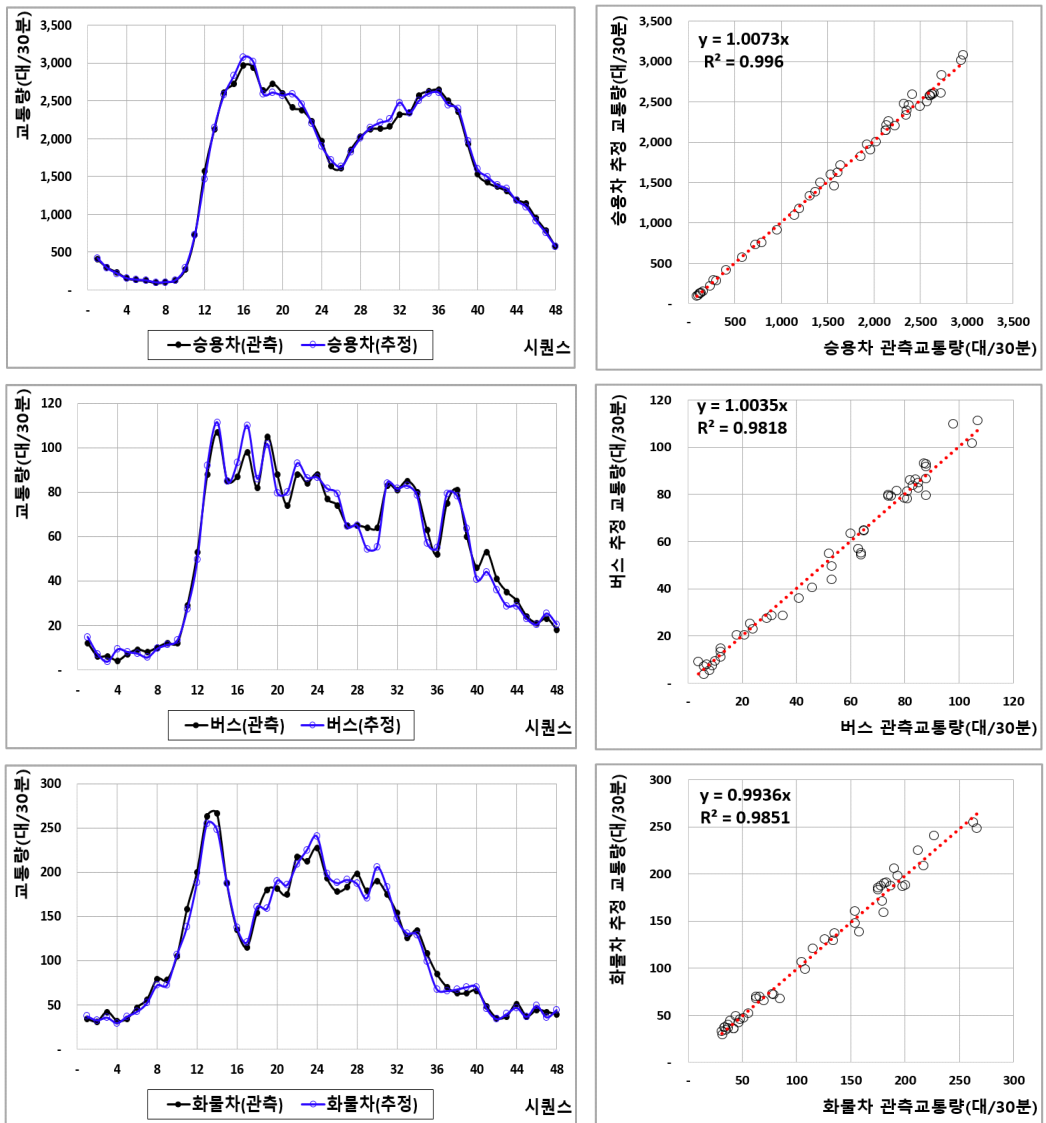
프로브 자료기반 차종별 교통량 추정결과 15분 집계단위 기준 승용차의 경우  $R^2=0.994$ , 버스는  $R^2=0.972$ , 화물차는  $R^2=0.977$ 로 높은 설명력을 보였다. 공간적범위 ①과 비교하였을 때 큰 차이를 보이지는 않았다. 추정결과 및 차종별 시계열 패턴은 공간적범위 ①과 유사한 패턴을 보였으며, 교통량이 적은 심야시간대에도 우수한 추정결과를 보였다.



<그림 5-19> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(15분: 공간적범위 ②)

## 2) 30분 집계단위

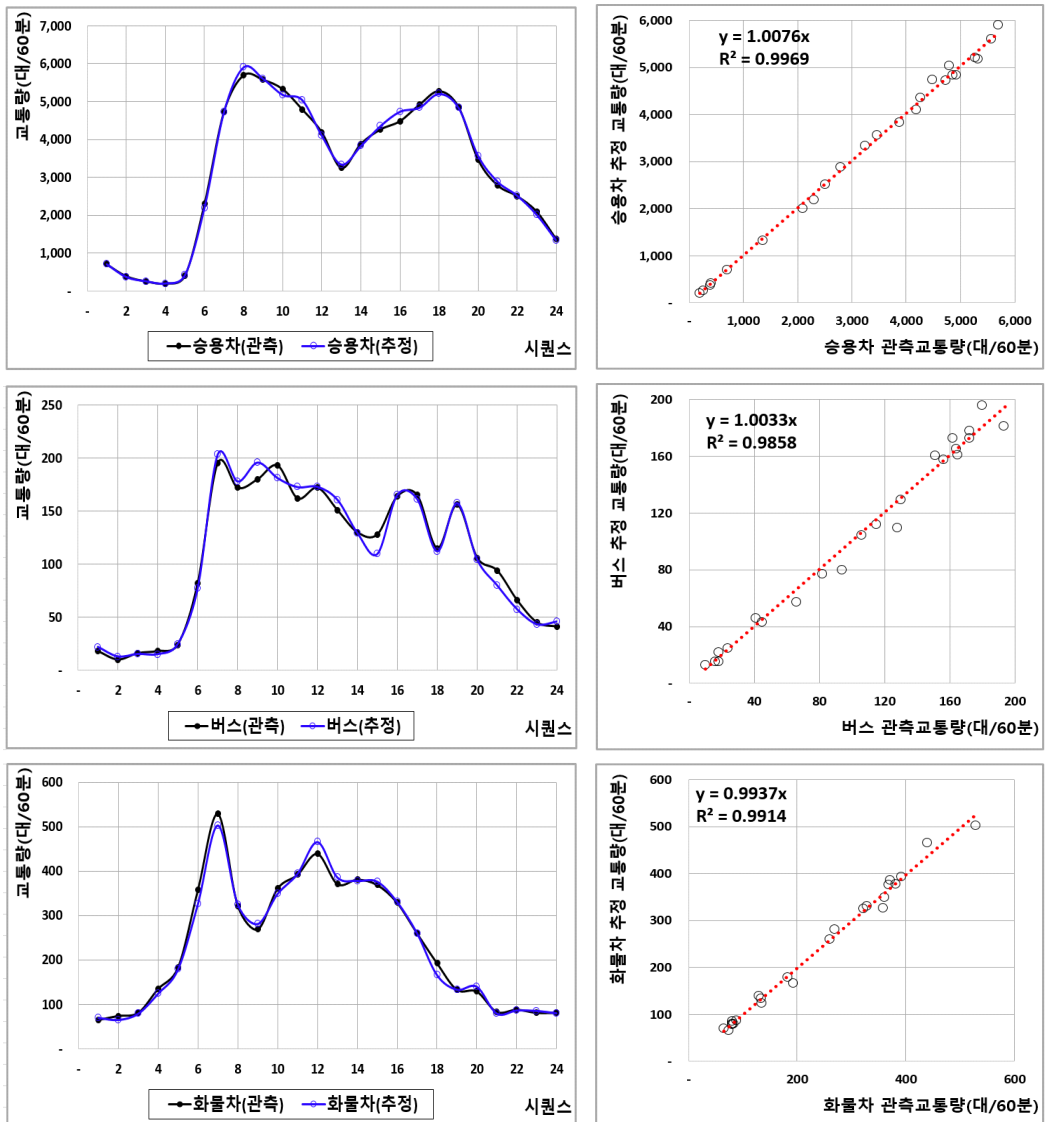
차종별 교통량 추정결과를 30분 단위로 집계하여 관측교통량과 비교한 결과 승용차는  $R^2=0.996$ , 버스는  $R^2=0.982$ , 화물차는  $R^2=0.985$ 로 15분 집계단위보다 높은 설명력을 보였으며, 교통량의 시계열 패턴의 유사성도 개선되었다. 버스와 화물차의 경우 일부 시간대에서 과소/과대 추정되는 결과를 보였지만 전반적으로 우수한 추정력을 보였다.



<그림 5-20> 프로브 기반 차종별 교통량 추정결과(30분: 공간적범위 ②)

### 3) 60분 집계단위

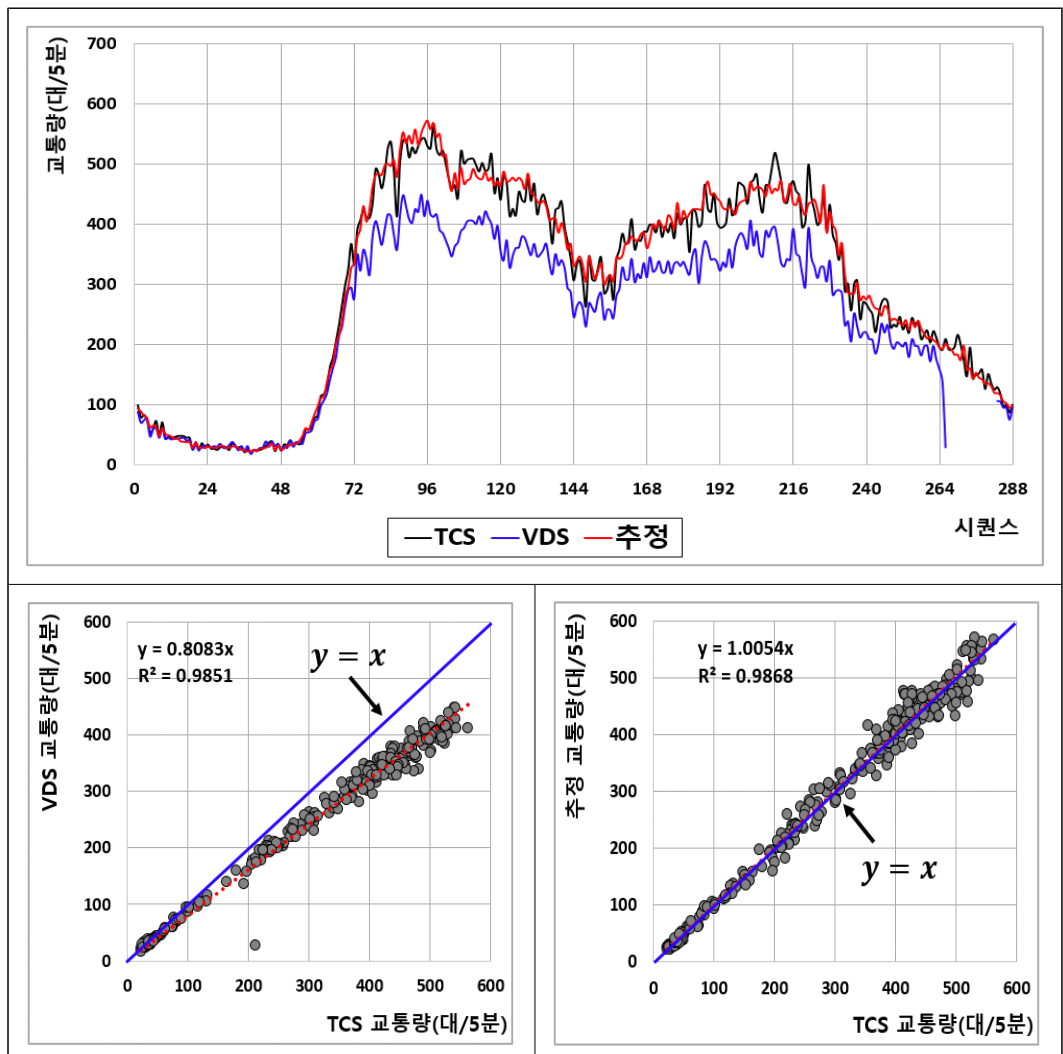
차종별 교통량 추정결과를 60분 단위로 집계하여 관측교통량과 비교한 결과 승용차는  $R^2=0.997$ , 버스는  $R^2=0.986$ , 화물차는  $R^2=0.991$ 로 관측치와 유사한 결과를 보였다. 공간적범위 ①과 비교하였을 때  $R^2$ 값은 다소 낮게 나타났으나 큰 차이를 보이지 않았다. 차종별 교통량 추정 시에도 관측지점의 공간적범위가 크게 민감하지 않는 것으로 분석되었다.



<그림 5-21> 프로브 기반 차종별 교통량 추정과(60분: 공간적범위 ②)

#### 4. VDS 교통량과 비교

공간적범위 ②를 적용하여 교통량을 추정한 결과와 현재 검지체계인 VDS로부터 수집된 교통량을 비교 분석하였다. 교통량의 시계열 패턴을 살펴보면 TCS, VDS, 추정교통량 모두 유사한 패턴을 보였다. 하지만 VDS와 TCS 자료에 대하여 산점도 분석결과를 살펴보면 기울기 값이 0.80으로 과소 추정되고 있으며, 본 연구에서 제안한 교통량은 1.00으로 관측교통량을 정확하게 추정하는 것으로 나타났다.



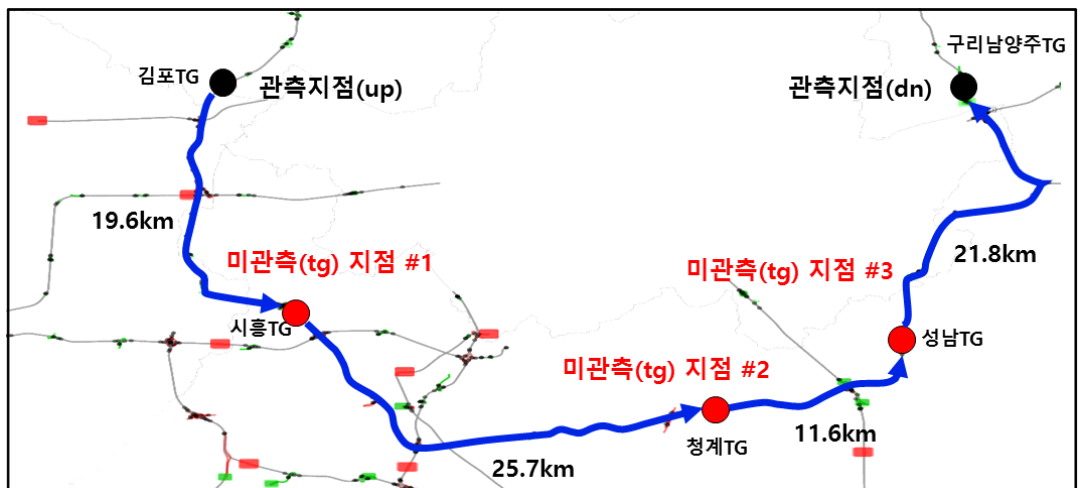
<그림 5-22> 교통량 검증결과 비교(청계TG : 공간적범위 ②)

### 제3절 미관측지점 위치에 따른 모형 성능평가

본 연구에서는 이동 프로브 자료와 일정 간격으로 설치된 검지기에서 수집되는 교통량 자료의 관계를 이용하여 미관측지점의 교통량을 추정할 수 있는 모형을 개발하였다. 미관측지점의 교통량 추정은 관측지점 구간 내의 모든 도로 구간을 대상으로 교통량을 추정할 수 있어야 하며, 미관측지점의 위치와 상관없이 교통량 추정의 정확도는 신뢰할만한 정확도를 보여야한다. 이에 대한 평가를 위해서 관측지점의 상류부/하류는 김포와 구리남양주TG로 고정하고, 미관측지점의 위치(시흥, 청계, 성남)에 따른 교통량 추정의 정확도를 평가하고자 한다. 미관측지점 위치에 따른 기하구조 특성은 다음과 같으며, 교통량 추정은 평일 수요일 자료를 기준으로 정확도가 가장 높은 Model type ②의 RCM을 이용하였고, 차종별 교통량 추정은 프로브 기반 차종별 교통량 추정방법을 적용하였다.

<표 5-9> 미관측지점 위치에 따른 기하구조 특성

관측지점( <i>up</i> )~미관측지점				미관측지점~관측지점( <i>dn</i> )			
관측 (상류부)	미관측	연장 (km)	진출입 개수	미관측	관측 (하류부)	연장 (km)	진출입 개수
김포	시흥	19.6	JC:2개, IC:5개	시흥	구리남양주	59.1	JC:7개, IC:7개
김포	청계	45.3	JC:6개, IC:7개	청계	구리남양주	33.4	JC:3개, IC:5개
김포	성남	59.6	JC:7개, IC:8개	성남	구리남양주	21.8	JC:2개, IC:4개

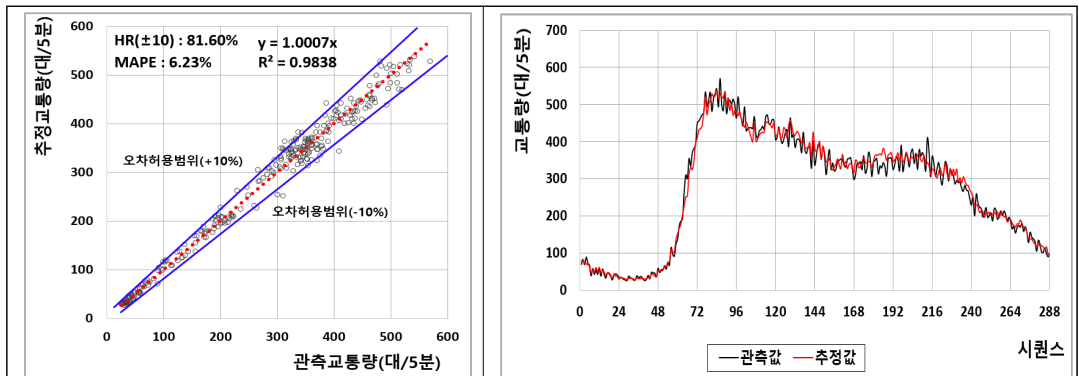


<그림 5-23> Test-bed : 미관측지점 위치에 따른 모형성능평가



## 1. 미관측지점 : 시흥TG

미관측지점을 시흥TG로 설정하였고, 해당지점은 관측지점 상류부인 김포TG와 인접하고 있다. 교통량을 추정한 결과를 살펴보면 평균오차는 6.23%,  $\pm 10\%$  이내 적중률은 81.60%로 분석되었고, 교통량의 시계열 패턴도 교통량과 유사하게 추정되었다. 교통량이 낮은 수준(Low)인 경우 오차율 9.63%, 적중률은 56.67%로 정확도는 다소 낮았지만, 전반적으로 추정의 정확도는 우수한 결과를 보였다. 시퀀스별 최대 오차율을 살펴보면 22.5%로 추정정확도가 크게 빗나가는 경우는 발생하지 않았으며, 안정적으로 교통량이 추정되었다. 차종별교통량 추정결과를 살펴보면, 5분 단위 집계 시 추정의 결과는 기존 ITS 검지체계의 성능보다 높은 정확도를 보였다.

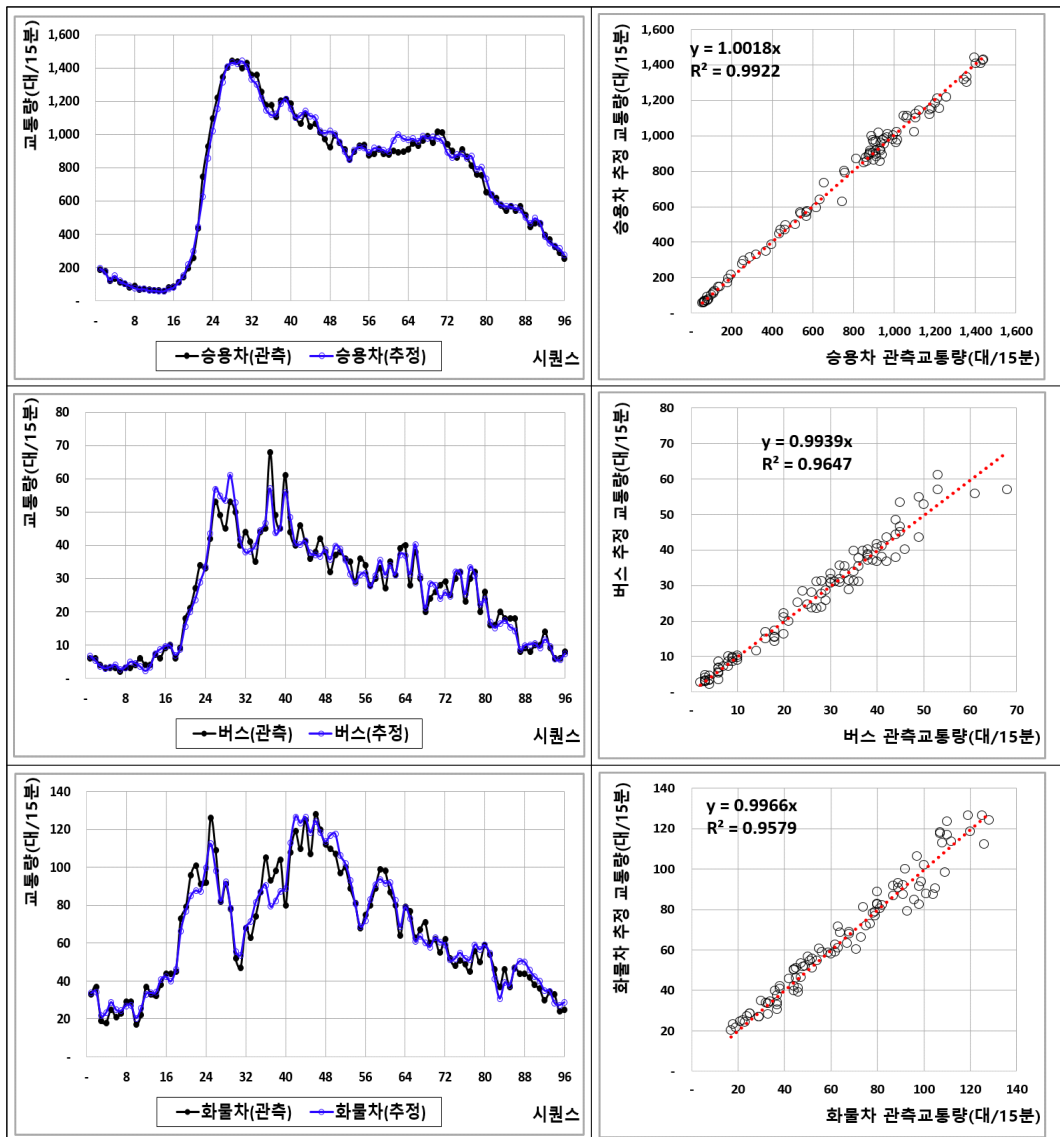


구분		전체	Low ( $\leq 100$ )	Middle ( $\leq 400$ )	High ( $> 400$ )
샘플수		288	60	165	63
APE(%)	Mean	6.23	9.63	5.88	3.93
	Max	22.50	22.50	18.83	15.88
	Min	0.01	0.01	0.09	0.05
RPE(%)	Mean	1.10	1.78	1.73	-1.17
	Max.	19.45	19.45	16.71	9.88
	Min.	-19.91	-19.91	-18.83	-15.88
AE(대)	Mean	1.45	1.12	4.35	-5.82
	Max.	56.98	17.84	56.98	47.52
	Min.	-64.95	-17.72	-58.37	-64.95
HR	( $\pm 10\%$ 이내)	81.60	56.67	84.85	96.83

<그림 5-24> 교통량 추정결과(미관측지점 : 시흥TG)

<표 5-10> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 시흥TG)

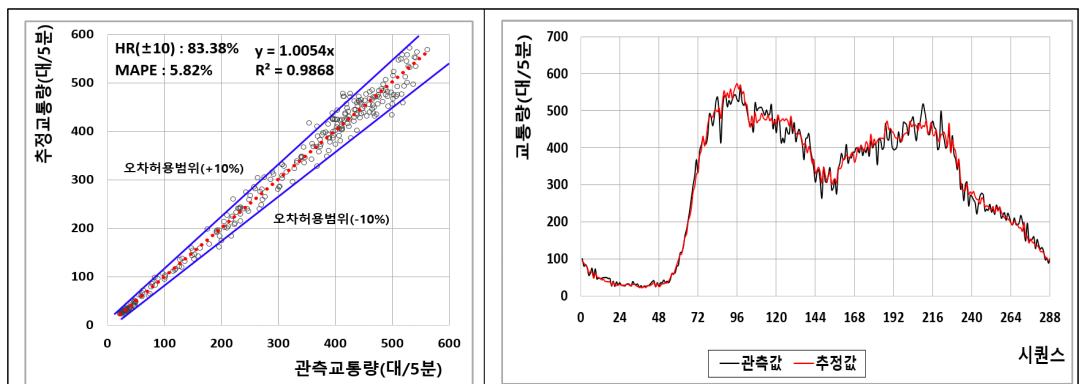
집계단위	MAPE(%)				MAE(대)			
	승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
5분	6.56	14.36	9.37	6.23	13.04	0.94	1.87	14.26
15분	4.39	10.48	7.84	4.12	26.48	2.16	4.64	28.64
30분	3.69	8.98	6.33	3.55	45.68	3.76	7.80	50.93
60분	3.30	6.01	4.89	3.05	83.31	5.48	12.57	91.85



<그림 5-25> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 시흥TG, 15분)

## 2. 미관측지점 : 청계TG

청계TG는 관측지점 내에서 중간지점에 위치하고 있으므로, 프로브와 교통량의 관계는 인접한 관측지점의 특성을 따르기보다는 두 관측지점의 평균적인 특성을 보일 것이다. 교통량 추정의 결과를 살펴보면 평균오차율은 5.82%이며, RPE는 0에 가까운 값을 보이고 있다. 적중률(HR)의 경우  $\pm 10\%$  이내의 경우가 전체시간대의 84.38%로 안정적으로 추정되는 결과를 보였다. 차종별 교통량 추정결과(5분 단위) 승용차는 6.16%, 버스는 14.69%, 화물차는 10.24%로 앞서 시흥TG를 기준으로 분석한 결과와 큰 차이를 보이지 않는 것으로 분석되었다.

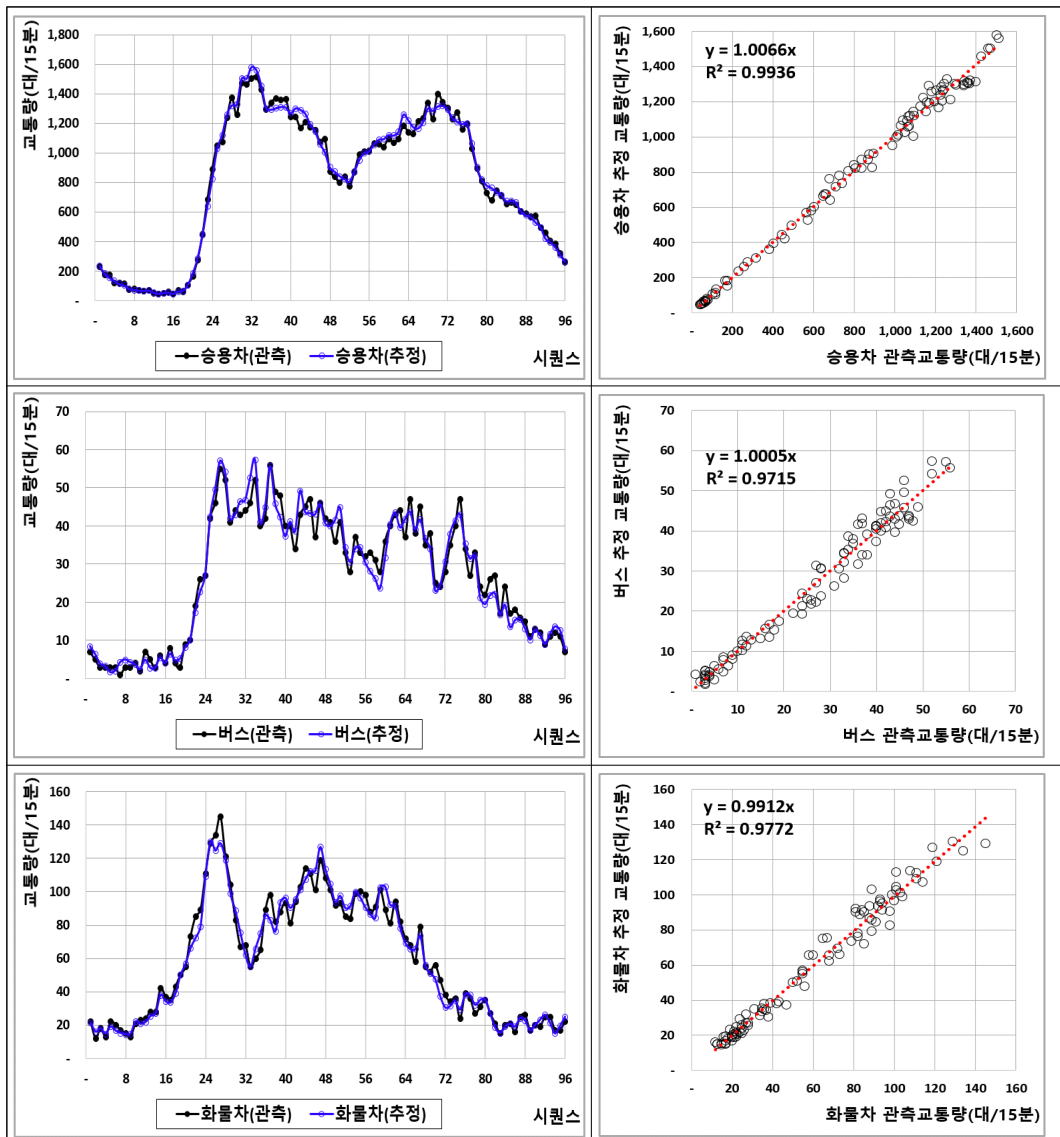


구분		전체	Low ( $\leq 100$ )	Middle ( $\leq 400$ )	High ( $> 400$ )
샘플수		288	61	113	114
APE(%)	Mean	5.82	9.71	5.32	4.25
	Max	19.88	19.88	18.14	15.93
	Min	0.01	0.44	0.01	0.01
RPE(%)	Mean	0.57	0.51	0.76	0.43
	Max.	19.32	19.32	18.14	15.93
	Min.	-19.88	-19.88	-17.64	-12.98
AE(대)	Mean	1.89	0.34	3.23	1.38
	Max.	65.77	15.19	64.23	65.77
	Min.	-64.79	-9.93	-39.86	-64.79
HR	( $\pm 10\%$ 이내)	84.38	59.02	88.50	93.86

<그림 5-26> 교통량 추정결과(미관측지점 : 청계TG)

<표 5-11> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 청계TG)

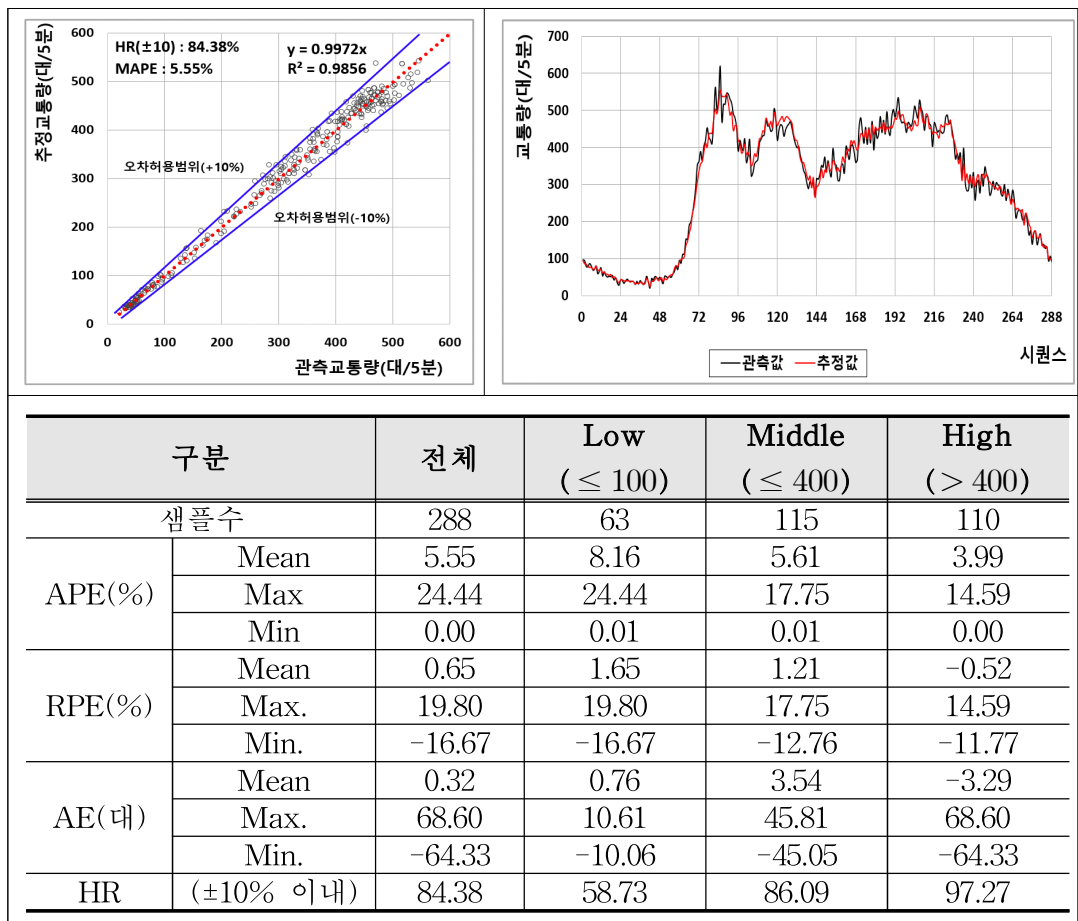
집계단위	MAPE(%)				MAE(대)			
	승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
5분	6.16	14.69	10.24	5.82	13.45	0.96	1.71	14.25
15분	4.02	15.00	7.92	4.23	28.47	2.23	4.07	32.13
30분	2.91	11.40	6.83	3.19	44.97	3.51	7.14	50.85
60분	2.43	7.59	4.30	2.77	78.08	5.78	9.12	88.87



<그림 5-27> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 청계TG, 15분)

### 3. 미관측지점 : 성남TG

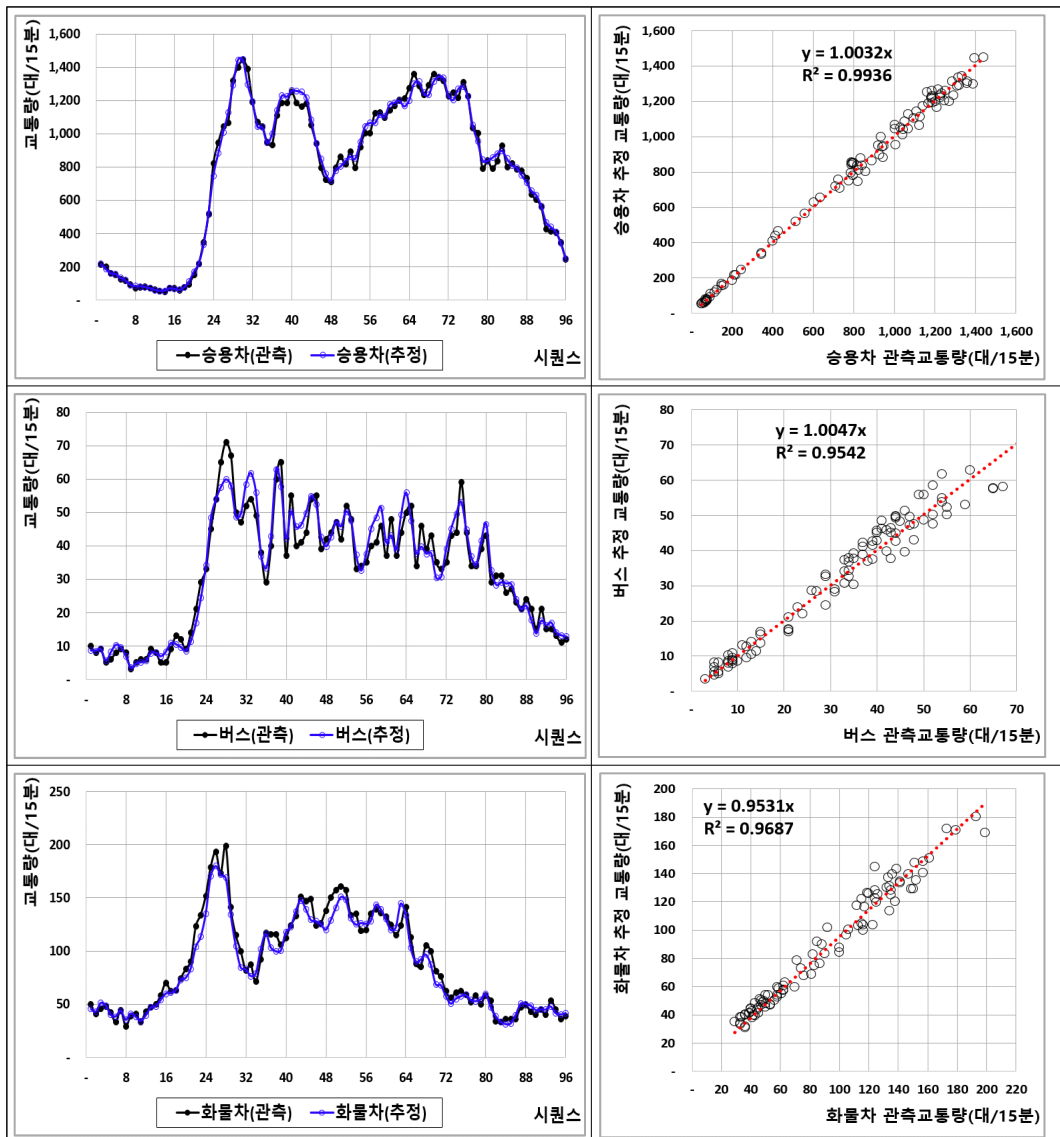
성남TG는 하류부 관측지점인 구리남양주TG와는 21.8km 떨어져 있으며, 상류부 관측지점인 김포TG와는 56.9km 떨어져 있다. 즉, 통행특성은 인접한 하류부 관측지점의 특성과 유사한 패턴을 보일 것이다. 교통량 추정결과 전체시간대에 대한 평균오차율은 5.55%, HR은 84.38%로 다른 지점과 비교하였을 때 큰 차이를 보이지 않았다. 차종별교통량 추정결과(5분 집계)는 승용차는 6.07%, 버스 13.01%, 화물차 8.96%로 정확도 측면에서 유사한 결과를 보였다. 즉, 본 연구에서 제안된 교통량 추정방법론은 미관측지점의 위치에 크게 영향을 받지 않는 것으로 분석되었다.



<그림 5-28> 교통량 추정결과(미관측지점 : 성남TG)

<표 5-12> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점 : 성남TG)

집계단위	MAPE(%)				MAE(대)			
	승용차	버스	화물차	전체	승용차	버스	화물차	전체
5분	6.07	13.01	8.96	5.55	13.12	1.16	2.58	14.39
<b>15분</b>	<b>3.79</b>	<b>10.86</b>	<b>7.49</b>	<b>3.80</b>	<b>26.39</b>	<b>3.01</b>	<b>6.57</b>	<b>30.40</b>
30분	3.14	8.19	5.67	3.00	43.17	4.47	10.42	47.51
60분	2.45	5.91	4.79	2.60	64.84	6.34	18.02	80.36



<그림 5-29> 차종별 교통량 추정결과(미관측지점, 성남TG, 15분)

## 제4절 점유율에 따른 모형 성능평가

본 연구에서 사용된 프로브 자료는 DSRC 자료로 스마트폰 및 내비게이션 GPS 자료와 비교하였을 때 시장점유율(market rate)이 상대적으로 높은 자료이다. 하지만, DSRC는 RSE가 설치된 고속도로 및 일부 도시 부도로에 대한 궤적자료밖에 수집되지 않는 한계가 있다. 따라서 전국단위 네트워크를 대상으로 동적 교통량을 추정하기 위해서는 GPS 자료를 이용할 수밖에 없다. 즉, 본 연구에서 제안한 방법이 점유율이 낮은 프로브 자료를 대상으로 얼마만큼의 성능을 보이는지 확인이 필요하다. 본 과정은 프로브 자료를 이용하여 현재의 교통상황을 설명할 수 있는지 여부를 평가하는 과정으로, 최소표본을 설정 및 GPS 자료를 이용한 분석 시 적용가능한지 여부를 판단할 수 있는 중요한 과정이다.

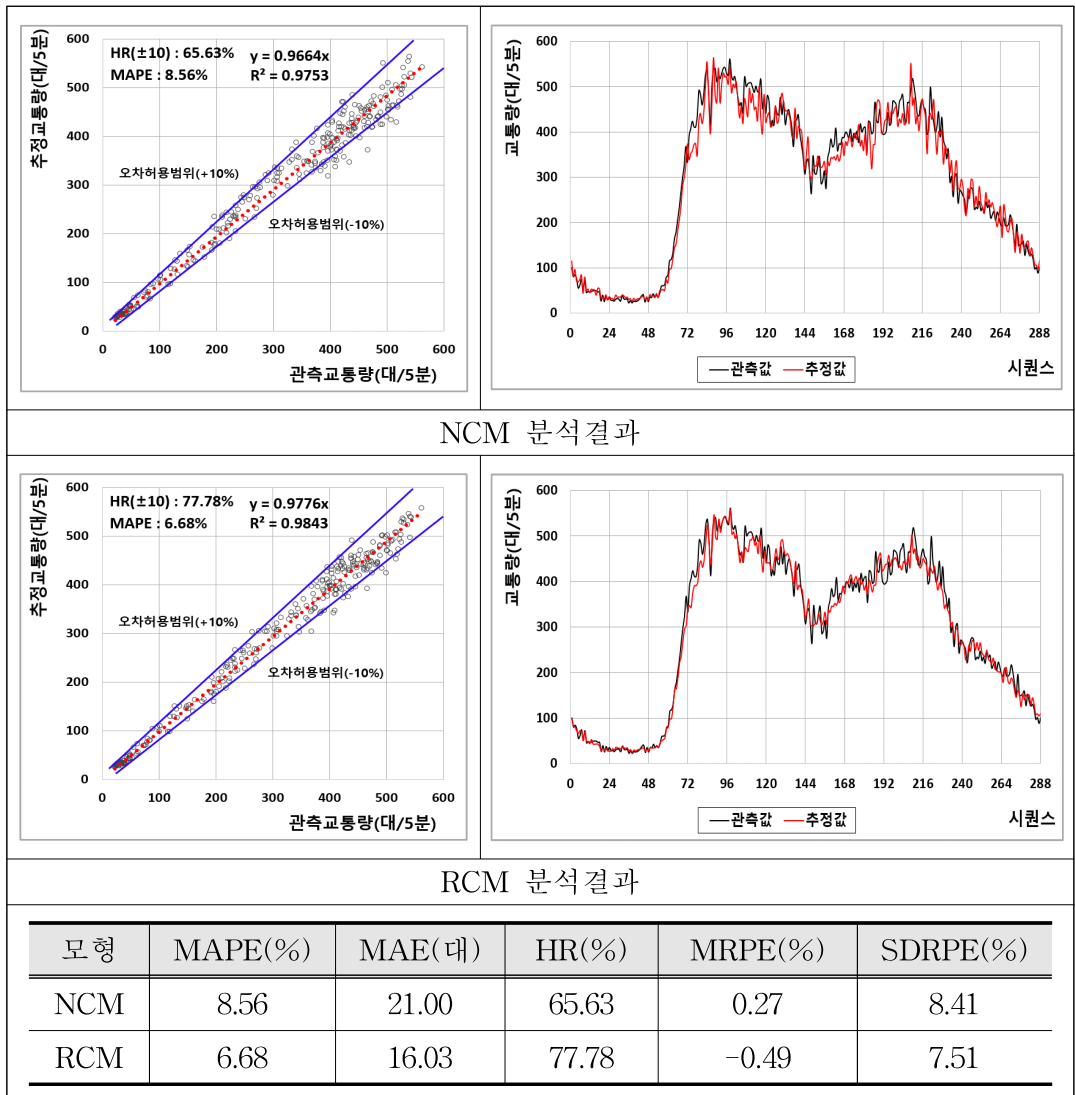
프로브 자료의 점유율에 따른 모형의 성능을 평가하기 위해서, 본 연구에서는 붓스트랩(bootstrap) 방법을 이용하였다. 붓스트랩 방법은 비모수 통계적 기법으로 실제 조사한 결과를 바탕으로 가상의 무작위 샘플링(random sampling)을 수행하고 그 결과를 기반으로 결과의 정확성을 평가하거나 분포를 추정하는 방법이며, 주어진 확률표본  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 으로부터 복원 추출방법으로 붓스트랩 표본  $x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$ 을 구할 수 있다. 본 연구에서는 점유율에 따른 모형성능 평가를 위해서 분석 대상지점에 대하여 5분 단위 관측교통량을 산정하고, 붓스트랩(bootstrap) 방법을 이용하여 표본의 최소비율이 몇 % 이상일 경우에 해당 구간의 교통상황을 설명할 수 있는지를 평가하였다.

붓스트랩 방법을 이용한 프로브 자료 점유율에 따른 성능평가를 위해서 교통량을 기준으로 점유율 20%, 10%, 5%, 3%에 대하여 분석하였다.

성능평가를 위한 교통량 추정모형은 본 연구에서 가장 우수한 정확도를 보여준 Model type ②의 NCM과 RCM모형을 이용하였고 평일 수요일 자료를 기준으로 분석하였다. 두 모형을 비교한 이유는 점유율이 낮을 경우 프로브 자료의 시계열 변동성은 더욱 커질 것이며, 이러한 경우 변동성 축소 모형(RM)의 효과를 함께 살펴보기 위함이다.

## 1. 프로브 점유율 : 20%

프로브 점유율 20%일 경우 본 연구에서 개발된 교통량 추정모형을 적용한 결과 프로브 자료의 변동성을 축소시키지 않은 NCM의 평균오차는 8.56%로 분석되었다. 반면 프로브 자료의 변동성을 축소시킨 RCM의 평균오차는 6.68%로 분석되었으며, RM 적용으로 오차율이 약 21%(점유율 38% 기준 17% 개선) 증가하였다. 프로브 자료 20%에 대한 교통량 추정 결과 기존 ITS 검지기 정확도 보다 우수한 것으로 분석되었다.

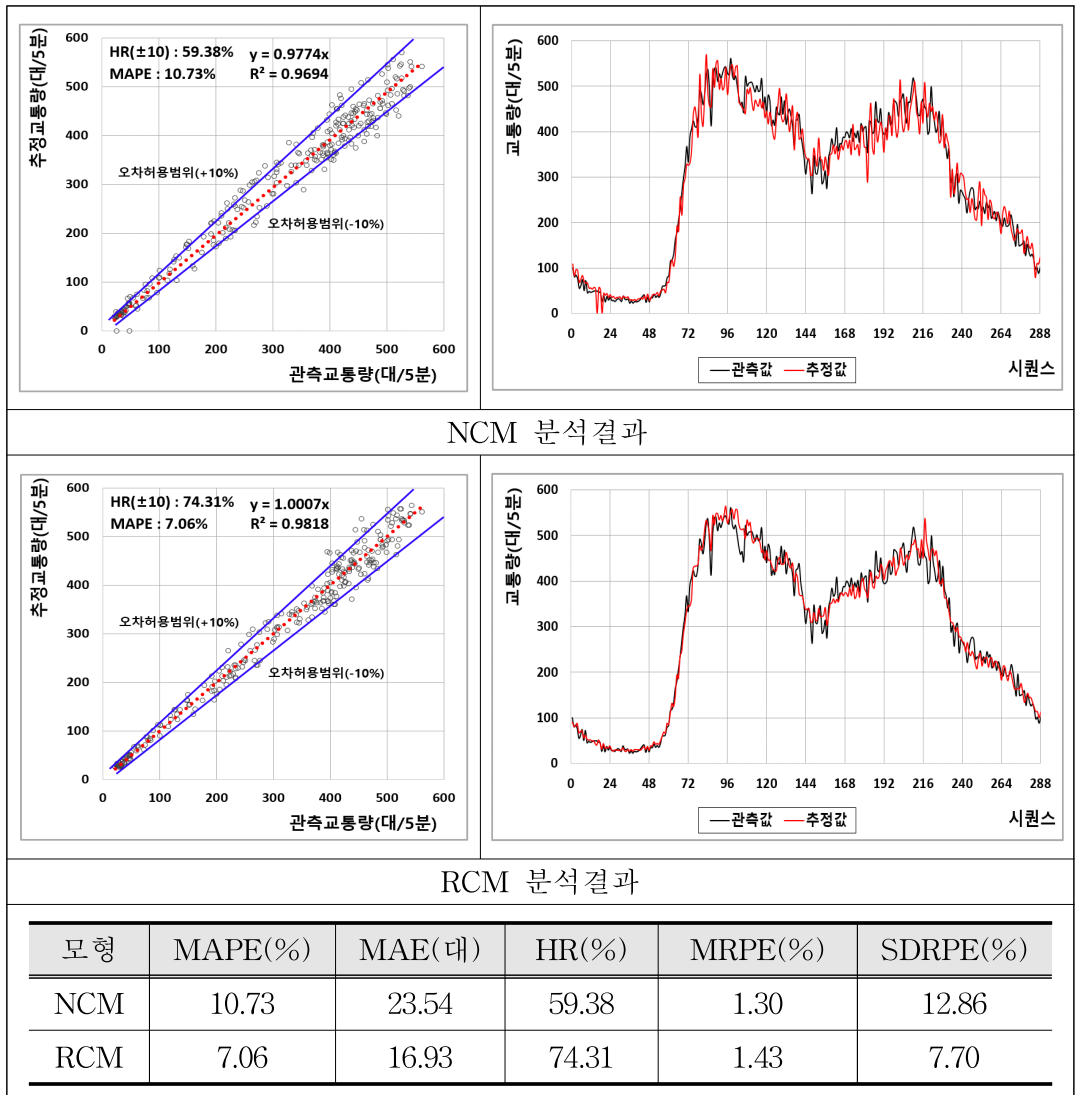


<그림 5-30> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 20%)



## 2. 프로브 점유율 : 10%

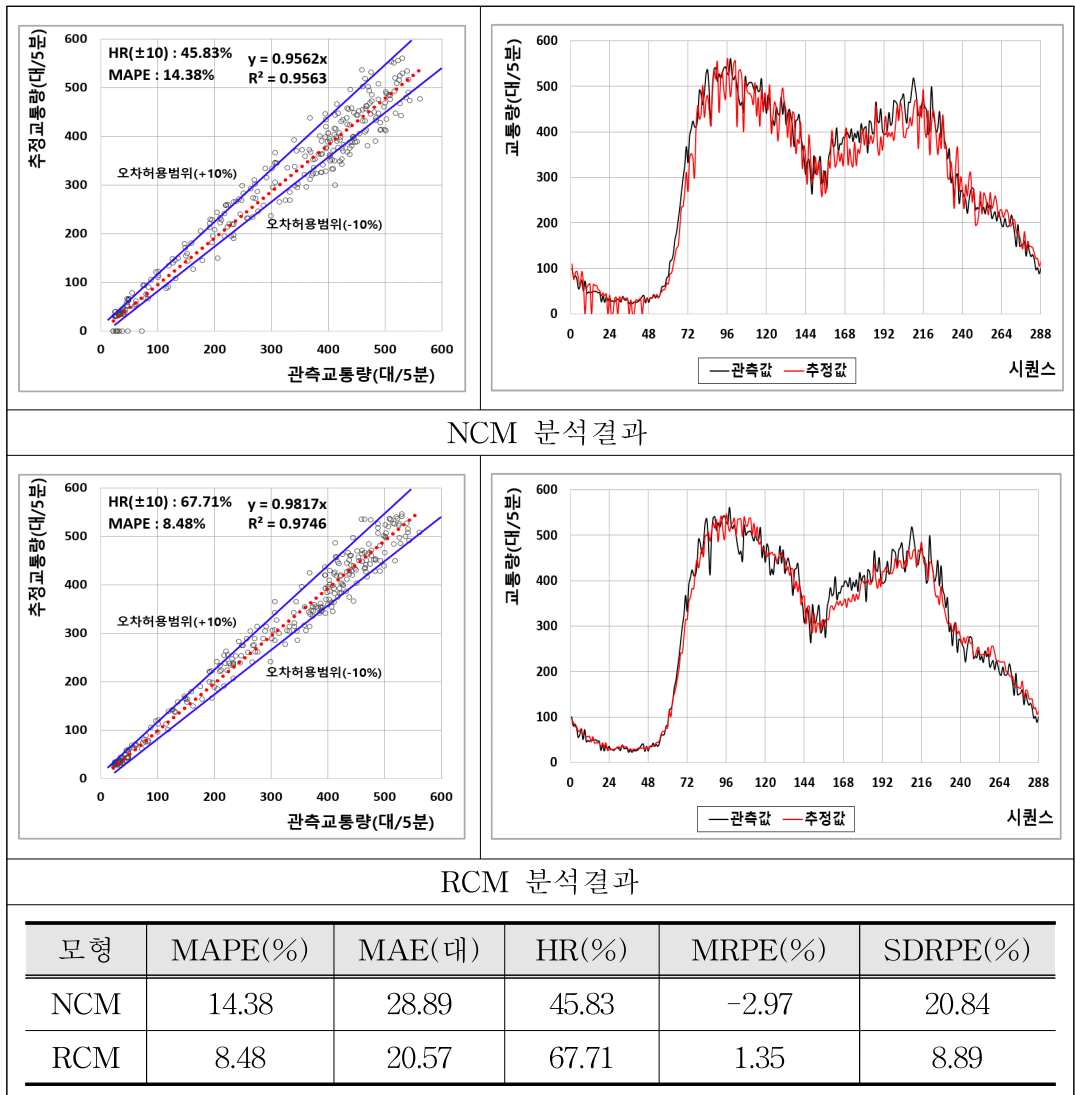
프로브 점유율 10%인 경우 NCM을 적용하여 교통량을 추정한 결과 평균오차는 10.73%, RCM의 경우는 7.06%로 분석되었다. 프로브 10%인 경우에도 교통량과 프로브의 관계가  $R^2=0.982$ 로 높은 설명력을 보이는 것으로 나타났으며, 교통량의 시계열 패턴도 유사한 형태를 보이는 것으로 분석되었다. RM의 적용 여부에 따른 효과는 평균오차기준 34% 개선되었다. 즉 점유율이 낮을수록 RM의 효과는 더욱 클 것으로 판단된다.



<그림 5-31> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 10%)

### 3. 프로브 점유율 : 5%

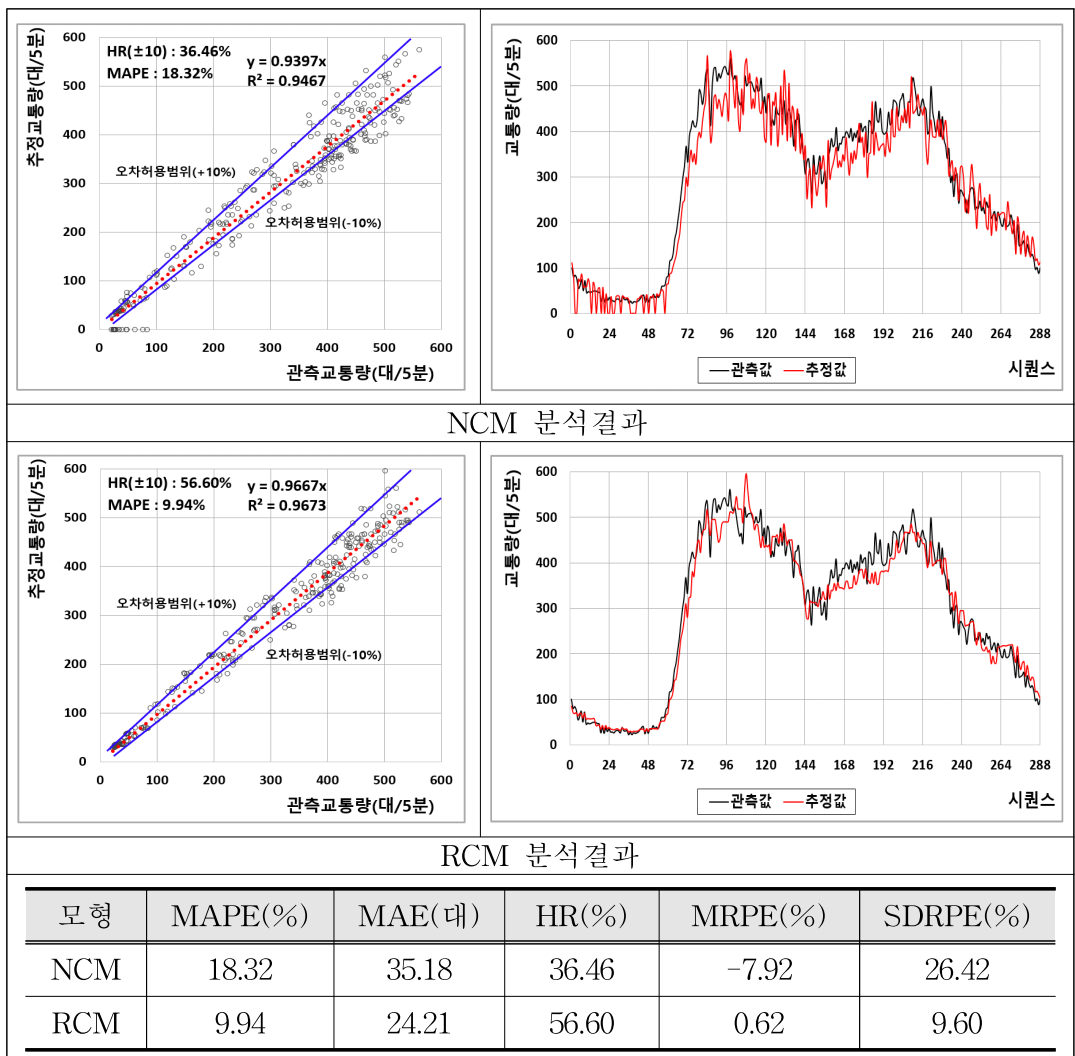
프로브 점유율 5%인 경우에 대하여 교통량을 추정한 결과 NCM의 경우 평균오차가 14.38%, RCM은 8.48%로 분석되었고, 교통량의 시계열 패턴도 관측교통량과 유사한 패턴을 보였다. 또한, 프로브 점유율이 낮을수록 RM은 오차 개선에 더 큰 효과(41%개선)를 미치는 것으로 나타났다. 프로브 점유율 5%에서도 교통량 추정정확도는 10% 미만으로 기존 ITS 검지방식 보다 우수한 것으로 분석되었다.



<그림 5-32> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 5%)

#### 4. 프로브 점유율 : 3%

프로브 점유율 3%일 때 교통량 추정결과 NCM의 경우 평균오차는 18.32%, RCM은 9.94%로 나타났다. RM 적용에 따른 오차감소율은 약 46%로 점유율이 낮은 경우 핵심적인 역할을 하는 것으로 나타났다. 또한 점유율이 낮은 경우 프로브 대수는 0값이 발생할 수 있는데, RM은 프로브가 null 값인 경우에도 적절하게 보간(interpolation)되는 것으로 나타났다. GPS 프로브 점유율이 약 3~15%인 것을 감안할 때 본 연구에서 제안한 모형을 통해 기존 ITS 감지체계 보다 신뢰할 만한 결과를 보일 수 있을 것이다.

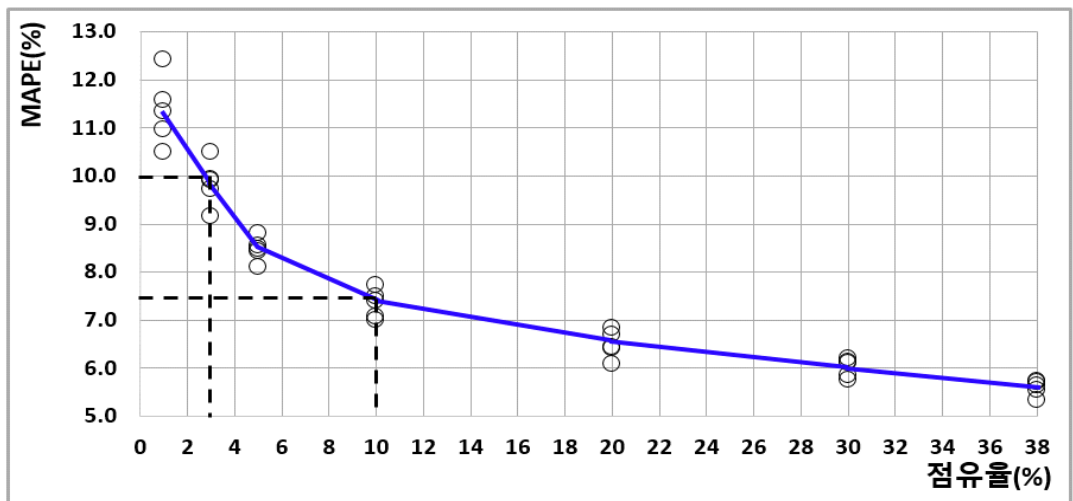


<그림 5-33> 교통량 추정결과 (프로브 점유율 3%)

## 5. 점유율에 따른 모형 성능평가

프로브 점유율에 따른 교통량 추정모형의 잠재력을 입증하기 위하여 점유율에 따른 시뮬레이션 분석을 수행하였다. 프로브 대수는 앞서 언급한 붓스트랩 방법을 적용하여 주어진 점유율(1~38%)을 기준으로 5회씩 반복하여 프로브 대수를 생성하고, 생성된 자료를 이용하여 본 연구에서 개발된 RCM을 통해 교통량 추정오차(MAPE)를 산정하였다.

다음 그림은 점유율별로 MAPE의 중위값(median)을 연결하여 점유율에 따른 모형의 성능을 보여주고 있다. 추정오차는 보급률이 증가할수록 감소하는 형태를 보이고 있으며, 오차의 범위도 1.91%에서 0.41%로 감소하는 것으로 나타났다. 점유율에 따른 시뮬레이션 분석결과 프로브 점유율이 3%인 경우 약 9.9%의 오차율을 보였으며, 기존 ITS검지체계의 정확도와 비교할만한 성능을 보였다. 본 연구에서 사용된 프로브 자료는 DSRC자료로 평균점유율은 38%에 이르지만, 제한된 공간(고속도로 및 일부 도시부도로)에서만 자료가 수집된다. 반면에 스마트폰 및 내비게이션에서 수집되는 GPS 자료는 전국단위로 수집이 가능한 장점이 있다. GPS 자료의 점유율은 업체별로 차이는 있지만, 약 1~15%로 알려져 있다. 즉, GPS 프로브 자료를 이용할 경우에도 1~5% 점유율 확보가 가능하다면 신뢰할만한 수준의 교통량 추정결과를 보일 수 있음을 증명하였다.



<그림 5-34> 프로브 점유율에 따른 모형성능평가

## 제5절 결과 요약

본 연구에서 개발된 동적 교통량 추정모형은 기존의 ITS 검지체계와 달리 이동 프로브 자료(DSRC)와 일정간격으로 설치된 관측교통량과의 관계를 이용하여 미관측지점에 대한 교통량을 추정하는 것이다. 따라서 다양한 상황에서도 안정적으로 교통량 추정이 가능한지를 평가하는 것과 관측지점의 적정 간격에 대한 검토는 필수적이다. 이를 위해서 본 연구에서는 개발모형의 성능평가를 위하여 총 3가지 측면에서 살펴보았다.

첫째, 관측지점의 공간적범위에 따른 성능평가를 수행하였다. 앞서 5장에서는 관측지점을 시흥TG~성남TG(37.3km)로 설정하여 미관측지점인 청계TG에 대하여 교통량을 추정한 결과 REM모형을 기준으로 MAPE는 6.47%, HR은 83.64%로 나타났다. 관측지점의 공간적범위를 김포TG~구리남양주TG(78.7km)로 설정하고, 동일한 미관측지점에 대하여 교통량 추정결과 REM모형 기준 MAPE는 6.62%, HR은 82.68%로 큰 차이를 보이지 않았으며, 차종별 교통량 추정 시 오차도 큰 차이를 보이지 않았다.

두 번째, 미관측지점의 위치에 따라 모형의 성능평가를 수행하였다. 미관측지점에 대한 교통량 추정의 경우 관측지점 구간 내에 포함된 모든 지점에서 안정적으로 추정이 가능해야 한다. 이에 대한 성능평가를 위하여 관측지점을 김포TG~구리남양주TG로 설정하고, 미관측지점을 시흥TG, 청계TG, 성남TG로 달리 적용하여 평가를 수행하였다. REM 모형을 기준으로 미관측지점에 따른 교통량 추정결과 시흥TG는 MAPE는 6.23%, HR은 81.60%, 청계TG는 MAPE는 5.82%, HR은 84.38%, 성남TG는 MAPE 5.55%, HR은 84.38%로 큰 차이를 보이지 않았다.

세 번째, 프로브 자료의 점유율에 따른 성능평가를 수행하였다. 본 연구에서 사용된 DSRC는 GPS자료와 비교하였을 때 상대적으로 점유율이 낮지만 전국단위 분석이 가능한 장점이 있기 때문에 활용가치는 더욱 높다. 이에 대한 성능평가를 위하여 붓스트랩 방법을 이용하여 프로브 점유율이 1~20%일 경우에 대하여 분석하였다. 분석결과 변동성 축소모형이 적용되지 않은 NCM모형의 경우 프로브가 존재하지 않을 경우 0값이 발생하는 문제가 발생하였다. REM은 프로브가 0값일 경우에도 의미 있는 값으로 추정이 가능하였고, 샘플율이 1% 이상인 경우 평균오차율이 약 11%로 기존 ITS 검지체계와 유사한 것으로 분석되었다.

## 제7장 결론 및 향후 연구

### 제1절 결론

개별차량에서 수집되는 이동 프로브 자료를 이용한 교통변수 추정연구는 기존 ITS의 근본적인 문제 및 해결되지 않은 학술적 문제에 대한 새로운 해결책을 제시할 수 있음을 본 연구를 통해서 살펴볼 수 있었다. 기존 ITS에서 교통량 모니터링을 위해서는 차량 검지기 설치가 필수적이며, 모니터링된 정보의 신뢰성을 보장하기 위해서는 광범위한 예산과 지원이 요구되었다. 또한, 검지 장치의 공간적범위는 고정된 지점 또는 짧은 구간으로 제한되었다. 본 연구에서는 기존 검지 방법의 한계를 극복하기 위해서 이동 프로브 자료를 활용하여 미관측지점의 동적 교통량 추정을 위한 새로운 개념을 도입하였다.

본 연구에서 사용된 이동 프로브 자료는 하이패스 단말기를 장착한 차량이 노변의 검지기(RSE)를 통과할 때 수집되는 DSRC 자료를 사용하였고, 일정 간격으로 설치된 관측지점의 교통량 자료를 이용하여 동적 교통량 추정을 위한 방법론을 개발하였다. 교통량 추정의 정확도는 현재 루프검지기의 정확도와 비교하였을 때 경쟁력이 있음을 분석결과를 통하여 확인할 수 있었고, 차량 검지기가 필요로 하는 검지 정확도의 신뢰성을 충족시킬 수 있다는 것을 증명하였다. 개발모형의 성능평가 결과를 토대로 본 연구의 결론과 시사점을 요약하면 다음과 같다.

첫째, 기존 ITS 검지기의 공간적 제약의 한계를 극복하기 위하여 모빌리티 데이터(이동 프로브)의 활용이 가능해졌다. 이동 프로브 자료는 움직이는 검지기로서의 역할 수행이 가능하며, 공간적으로 끊어짐 없이(seamless) 자료수집이 가능한 장점이 있다. 현재 검지기를 통해서 수집되고 있는 자료는 전국 교통망 기준 커버리지가 3% 미만이다. 교통량 자료는 국가교통정책 전반에 기반자료로 활용되고 있는 중요성에 비해

부족한 측면이 많다. 현재 교통량 자료수집 수준으로는 현황조차 제대로 파악하기 어려운 수준이다. 이동 프로브 자료와 공공에서 수집되는 교통량 자료를 활용할 경우 전국단위의 교통량 모니터링이 가능할 것이다. 또한 향후 도로 상에 자율주행 차량이 도입될 경우 실시간으로 수집되는 다양한 검지 자료를 활용할 수 있다면 프로브 자료 기반의 모형의 잠재력은 더욱 커질 것이다.

두 번째, 교통량 추정의 정확도 측면에서 신뢰할만한 수준의 결과를 보이는 것으로 나타났다. 기존 동적 교통량 추정과 관련한 연구들을 살펴보면 추정의 정확도 측면에서 현재 지점 검지체계의 오차, 즉 허용 가능한 오차범위를 만족하는 연구는 보고되지 않고 있다. 또한, 고속도로의 경우 갓길차로 구간에 검지기가 설치되지 않아 교통량이 과소 추정되는 문제를 해결할 수 있을 것이다. 개발된 방법의 모니터링 정확도는 현재 차량검지기의 실제 수집 정확도와 적어도 비교되며, 차량 검지기가 필요로 하는 검지 정확도를 신뢰할 수 있게 충족시킬 수 있다는 것을 증명하였다. 다만, 본 연구에서 관측교통량 자료의 정확도는 교통량 추정모형의 정확도에 가장 큰 영향을 미치는 요인이다. 현재 공공에서 수집되는 관측교통량 자료는 신뢰할만한 수준의 정확도를 보장하지 못하고 있지만, 향후 첨단 기술의 발전으로 검지기의 정확도 문제는 해결 가능할 것으로 판단된다. 본 연구에서 제안된 교통량 추정방법은 단기적으로는 기존 VDS 검지체계를 보완 및 검증에 활용 가능하며, 장기적으로는 기존 검지체계를 대체할 수 있을 것이다.

셋째, 차종별 교통량 추정의 가능성을 확인할 수 있었다. 현재 도로 구간의 차종별 교통량 수집을 위해 매설식 검지기인 AVC(Automatic Vehicle Classification)의 피에조 센서를 통해 차량의 중량을 측정하여 차종을 구분하고 있다. 하지만 차량의 진동, 차량 축의 무게 분산 등의 이유로 무게의 오차가 발생할 수 있어 정확한 차종구분에 한계가 있다.

또한, 일부 구간(2018년 기준 548개 지점)에만 해당 검지기가 설치되어 있어 자료수집에 있어 공간적인 한계가 발생한다. 본 연구에서는 차종별 교통량 추정을 위하여 차종정보에 대한 자료수집 가능 여부에 따라 관측 자료 기반 모형과 프로브 자료 기반 모형을 제안하였다. 분석결과 5분 단위 기준으로 교통량이 적은 버스(오차율 14%)를 제외하고 오차율 10% 미만으로 차종별 교통량 모니터링에 활용될 수 있음을 증명하였다.

넷째, 실무적 측면에서 도로공사에서 수집되는 대용량 자료의 활용 방안을 제시하였다. 현재까지 도로공사에서는 DSRC 자료의 잠재력에도 불구하고, 구간 통행속도 보정의 용도로만 활용하고 있다. DSRC 자료는 개별차량 경로자료 구축이 가능하고, 비집계된 자료로서 다양한 통행패턴 분석 및 미시적 수준의 분석이 가능하다. 또한, 고속도로 구간에 다양한 교통정보 수집을 위하여 다양한 검지기가 사용되고 있으며, 각각의 정확도도 상이하다. 따라서 정확한 교통 현황 모니터링을 위해서는 정확한 하나의 검지체계로의 전환이 필요한 시점이며, 개별차량 경로자료는 이러한 문제를 해결할 수 있는 유용한 자료임을 증명하였다.

다섯째, 이동 프로브 자료를 이용하여 전국단위 교통량 모니터링 가능성을 증명하였다. 본 연구에서 사용된 이동 프로브 자료는 DSRC 자료로 노선에 설치된 검지기(RSE)를 통해 개별차량 이동경로 자료가 수집되고 있다. 현재 전국 고속도로 구간 및 일부 도시부도로에 RSE가 설치되어 있지만, 고속도로를 제외한 대부분 도로 구간에서는 자료가 수집되지 않고 있다. 따라서 전국단위 교통량 모니터링을 위해서는 GPS 기반의 모빌리티 자료(내비게이션, 블랙박스 등) 활용이 필수적이다. 본 연구에서는 붓스트랩 방법을 이용하여 점유율에 따른 시뮬레이션 분석결과 프로브 점유율이 1%인 경우 교통량 추정의 오차율은 약 11%, 기존 ITS 검지체계의 정확도와 비교할만한 성능을 보일 수 있음을 증명하였다. 현재 민간에서 보유하고 있는 GPS 프로브 자료의 점유율은 업체별로 차



이가 있지만 약 1~20%로 알려져 있다. 즉, 공공에서 민간의 모빌리티 데이터를 망·연계를 통해 수집 가능하다면 신뢰할만한 수준의 교통량 추정결과를 보일 수 있을 것이다.

마지막으로, 대용량 자료를 활용한 교통변수 추정을 위한 새로운 접근 방법을 제시하였다. DSRC 자료는 전국 고속도로 구간을 이용하는 개별 차량에 대한 경로 자료를 수집하며, 하루에 수집되는 이벤트 자료는 약 2,000만 건으로 고속도로에서 수집되는 대용량 자료 중 하나이다. 본 연구에서는 전국 고속도로 네트워크를 대상으로 동적 교통량 추정을 위하여 대용량 자료 처리를 위한 방안을 제시하였다.

본 연구는 개별차량 경로자료에 대한 잠재력을 인식하고, 다양한 분야로의 활용하기 위한 초기연구로, 앞으로 도로부문의 교통정보 수집체계의 변화 및 활용성 측면에서 크게 기여할 것으로 기대한다.

## 제2절 향후 연구

본 연구에서는 이동 프로브 자료와 일정 간격으로 설치된 관측교통량을 이용하여 미관측지점에 대하여 동적 교통량(5분 단위)을 추정하기 위한 모형을 개발하였다. 동적 교통량 추정에 있어서 가장 핵심적인 부분은 프로브 자료의 시계열 변동성 축소와 샘플 자료인 프로브 자료를 교통량으로 전수화하는 부분이다. 본 연구에서 제안된 교통량 추정모형은 총 5가지이며, 이중 RCM의 성능이 가장 우수한 것으로 분석되었다. RCM의 활용방안과 고도화 측면에서 지속적인 향후 연구가 필요하다.

활용방안으로는 첫째, 고속도로 구간의 기존 ITS 감지체계의 보완 및 차세대 감지방법으로 활용이 가능하다. Test-bed를 대상으로 RCM의 교통량 추정결과는 잘 정비된 감지기의 정확도에 견줄만한 결과를 보였다. 다만, 이동 프로브 자료기반 교통량 추정을 위해서는 일정 간격(40~80km)으로 관측교통량 수집이 가능해야 한다. 교통량 추정의 정확도는

관측지점에서 수집되는 교통량 자료의 정확도에 큰 영향을 받으므로, 이에 대한 문제해결을 위해서는 첨단기술을 이용한 정확도 높은 검지기 개발이 필수적이다.

둘째, 전국단위 교통정보 모니터링 시스템 구축 시 활용이 가능할 것이다. 현재 공공 및 민간에서는 차량용 GPS 자료를 이용하여 소통정보를 생성하고, 교통정보를 제공하고 있지만, 실시간으로 전국의 교통량을 모니터링한 사례는 보고되지 않고 있다. 현재 민간기업의 프로브 샘플율은 업체별로 차이는 있지만 1~15%로 알려져 있다. 최근 과학기술정보통신부는 빅데이터 플랫폼 및 센터 구축사업을 추진 중에 있으며, 민간/공공에서 수집하는 내비게이션 GPS 자료뿐만 아니라 자동차 제조업체에서 수집하는 OBU 자료 등 다양한 모빌리티 자료들이 실시간 망·연계를 통해 수집될 예정이다. 또한 자율주행차가 도입될 경우 센서 기술을 통해 차량의 이동과 관련한 다양한 정보가 수집될 것으로 예상된다. 본 연구에서 개발된 방법은 프로브 교통량의 보급률이 최소 5%일 경우 즉시 실행이 가능할 것이다. 실시간 교통량 모니터링 시스템 구축이 가능하면, 혼잡구간 관리 및 교통운영 분야뿐만 아니라 최근에 이슈화되고 있는 도로부문 환경오염물질(온실가스, 대기오염물질, 미세먼지 등)에 대한 실시간 모니터링 시스템 구축이 가능할 것이다.

RCM 교통량 추정모형의 고도화를 위한 향후 연구는 다음과 같다. 첫째, 교통량 추정의 정확도 개선을 위하여 프로브 자료 변동성 축소모형의 고도화가 필수적이다. 동적 교통량 추정 시 프로브 대수의 크기(size) 또는 프로브 점유율이 낮은 경우 프로브 자료의 시계열 패턴은 교통량의 시계열과 비교하였을 때 변동성은 클 수밖에 없으며, 이는 전형적인 sampling variability 문제이다. RCM에서는 프로브 자료의 변동성을 감소시키기 위하여 관측교통량의 시계열 변동성 패턴과 유사하게 프로브 자료를 보정할 수 있는 변동성 축소모형(RM)을 개발하였다. 분석결과

RM은 점유율이 낮을수록 교통량 추정의 정확도 개선에 큰 영향을 미치는 것으로 분석을 통해서 증명하였다. 즉, 교통량 추정의 정확도는 원시 프로브 교통량에 본질적으로 존재하는 임의적 변이를 얼마나 잘 보정할 수 있는지에 달려있다. 따라서 본 연구에서 제안한 모형 외에도 프로브 자료의 시계열 변동성을 교통량의 시계열 변동성과 유사하게 조정해 줄 수 있도록 하는 모형의 개발 및 고도화가 필요하다.

둘째, 전국도로망에 대한 교통량 추정을 위한 알고리즘 고도화가 필요하다. 본 연구에서 교통량 추정모형은 노선 특성이 강한 고속도로를 Test-bed로 설정하여 개발되었다. 따라서 미관측지점의 교통량 추정을 위한 관측지점을 상류부/하류부로 설정하여 관측지점의 교통량과 프로브의 비선형관계를 통해 교통량을 추정하였다. 하지만 도로망 구조가 상대적으로 복잡한 도시부도로를 대상으로 교통량을 추정하기 위해서는 미관측지점과의 통행특성이 유사한 관측지점을 선정하는 것이 매우 중요하다. 이를 위해서는 경로자료를 기반으로 통행의 연결성지수(connectivity index) 개발 및 프로브 자료의 시계열 패턴 등을 활용하여 미관측지점과의 통행행태가 유사한 관측지점을 선정하는 방법론이 추가로 개발되어야 할 것이다.

첨단교통자료(프로브 자료)를 이용한 교통량 추정 분야 연구는 현재의 교통량 모니터링의 한계를 극복할 수 있는 전도유망한 접근방법 중 하나임을 알 수 있다. 또한, 개발모형은 프로브 자료의 점유율이 최소 5%일 경우 즉시 실행이 가능하다. 본 연구는 실시간 교통량을 모니터링하기 위한 유망한 솔루션을 제안하는 초기연구이며, 민간(GPS자료)과 공공(관측교통량)의 데이터가 하나의 플랫폼을 통해서 실시간으로 수집이 가능한 환경이 구축된다면, 실제 현장에 적용이 가능할 것이다. 이를 위해서는 프로브 자료기반의 교통량 추정과 관련한 지속적인 연구가 필요하다.

## 참고문헌

### [국내연구]

- 국토교통부(2010), “도시부 간선도로 교통정보 수집·제공 방안 연구”
- 치안정책연구소(2010), “경찰교통의 첨단교통관리시스템(ATMS) 차량검지기 설치검지율에 관한 연구”
- 유병용, 배상훈 (2012). “첨단교통관리시스템을 활용한 도시부 도로부문 온실가스 배출량 산정 방법론 연구.” 교통연구, 19권, 3호, pp. 119-134.
- 정인택.(2016), “GPS 차량통행 자료를 이용한 미관측 도로구간의 AADT 추정”, 서울대학교 박사학위 논문.

### [국외연구]

- Bar-Gera, H.(2007), “Evaluation of a cellular phone-based system for measurements of traffic speeds and travel times: a case study from Israel,” Transportation Research Part C, vol. 15, issue 6, pp. 380-391.
- Caceres, N., Romero, L., Benitez, F., Castillo, J.(2012), “Traffic flow estimation models using cellular phone data,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 13, no. 3, pp. 1430-1441.
- Caceres, N., Romero, L., Benitez, F.(2013), “Inferring origin-destination trip matrices from aggregate volumes on groups of links: a case study using volumes inferred from mobile phone data,” Journal of Advanced Transportation, vol. 47, no. 7, pp. 650-666.
- Chen, M., Chien, S.(2000), “Determining the number of probe vehicles for freeway travel time estimation by microscopic simulation,” Transportation Research Record, vol. 1719, pp. 61-68.

- Chen, M.(2001), “Dynamic freeway travel time prediction using probe vehicle data,” *Transportation Research Record*, vol. 1768, pp. 157–161.
- Deng, W., Lei, H., Zhou, X.(2013), “Traffic state estimation and uncertainty quantification based on heterogeneous data sources: a three detector approach,” *Transportation Research Part B*, vol. 57, pp. 132–157.
- Dion, F., Rakha, H.(2006) “Estimating dynamic roadway travel times using automatic vehicle identification data for low sampling rates,” *Transportation Research Part B*, vol. 40, issue 9, pp. 745–766.
- Fotheringham, F., Brunson, C., Charlton, M.(2003) “Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationship,” Wiley, Chichester, England.
- Guido, G., Gallelli, V., Saccomanno, F., Vitale, A., Rogano, D., Festa, D.(2014), “Treating uncertainty in the estimation of speed from smartphone traffic probes,” *Transportation Research Part C*, vol. 47, pp. 100–112.
- Hemin, J., Steven, D., Eric, J.(2015), “ Accuracy of traffic speed and volume data detected using radar technology”, 95th Annual Meeting of the Transportation Research Board.
- Herrera, J., Work, D., Herrig, R., Ban, X., Jacobson, Q., Bayen, A.(2010), “Evaluation of traffic data obtained via GPS-enabled mobile phones: the mobile century field experiment,” *Transportation Research Part C*, vol. 18, issue 4, pp. 568–583.
- Jack, S., Olga, G.(2018), “Spatiotemporal Traffic Volume Estimation Model Based on GPS Samples”, *Association for Computing Machinery*.

- Janecek, A., Valerio, D., Hummel, A., Ricciato, F., Hlavacs, H.(2015), "The cellular network as a sensor: from mobile phone data to real-time road traffic monitoring," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 16, issue 5, pp. 2551-2572.
- Li, X., Shu, W., Li, M., Huang, H., Luo, P., Wu, M.(2009), "Performance evaluation of vehicle-based mobile sensor networks for traffic monitoring," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 58, issue 4, pp. 1647-1653.
- Patrizia, B., Ernesto, C.(2010), "Data accuracy on automatic traffic counting: the SMART project results," European Transport Research Review, vol. 2, issue 4, pp. 175-187.
- Patrick, M., Michael, S.(2011), "Accuracy of Pneumatic Road Tube Counters", 2011 Western District Annual Meeting Institute of Transportation Engineers Anchorage, AK.
- Rakha, H., M. Van Aerde, K. Ahn and A. Trani (2000). "Requirements for evaluating traffic signal control impacts on energy and emissions based on instantaneous speed and acceleration measurements." Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board, vol. 1738, pp. 56-67.
- Sekula, P., Markovic, N., Laan, Z., Sadabadi, K.(2017), "Estimating Historical Hourly Trac Volumes via Machine Learning and Vehicle Probe Data: A Maryland Case Study", 97th Annual Meeting of the Transportation Research Board.
- Seo, T., Kusakabe, T., Asakura, Y.(2015), "Estimation of flow and

density using probe vehicles with spacing measurement equipment”, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 53, pp.134–150.

- Smith, B., Conklin, J.(2002), “Use of local lane distribution patterns to estimate missing data value from traffic monitoring systems”, Transportation Research Record, Vol. 1811, pp. 50–56.
- Sohn, K., Hwang, K.(2008), “Space-based passing time estimation on a freeway using cell phones as traffic probes,” IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 9, issue 3, pp. 559–568.
- Vlahogianni, E., Karlaftis, M., Golias, J.(2006), “Statistical methods for detecting nonlinearity and non-stationarity in univariate short-term time-series of traffic volume,” Transportation Research Part C, vol. 14, issue 5, pp. 351–367.
- Young, S., Sadabad, K., Sekula, P., Hou, Y., Markow, D.(2017), “Estimating Highway Volumes Using Vehicle Probe Data - Proof of Concept”, ITS World Congress 2017 Montreal.
- Zhan, X., Hasan, S., Ukkusuri, S., Kamga, C.(2013), “Urban link travel time estimation using large-scale taxi data with partial information,” Transportation Research Part C, vol. 33, pp. 37–49, 2013.

## **Abstract**

# **Development of Dynamic Traffic Volume Estimation Model Using DSRC Probe Data**

Lee, Soong-Bong

Transportation Studies

Department of Environmental Planning

The Graduate School of Environmental Studies

Seoul National University

Traffic monitoring is essential for traffic control and management in Intelligent Transport System(ITS). Since the introduction of ITS in Korea, various detectors based on sensor technology have been developed for traffic variables monitoring. The existing ITS detection system can only collect data on fixed points or sections such as loop detectors and image detectors. Moreover, only a limited amount of traffic data is collected from the public section. Existing detection methods require huge budgets and resources to ensure the reliability of the monitored information. In addition, loop detectors installed to monitor the traffic volume of the road section are built in under the road, so it is difficult to maintain the loop detector when the performance is malfunctioned. Therefore, there is a limit to providing reliable information. Recently, the development of IT technology is changing from the existing fixed sensor collection system to the movement sensor collection system which can collect the movement trajectory of individual vehicle. As a result, the amount of data increases, spatial range extends to the whole



country, and the paradigm shifts to the era of big data-based mobility revolution. The highway is being designed on V2X basis in C-ITS. In addition, smart-tolling system has been introduced as an advanced toll collection system. Considering this situation, the necessity of development of traffic monitoring technique considering V2X is increasing.

Many studies have been introduced to estimate traffic variables using mobility data to solve ITS infrastructure management and space-range obstacles in vehicle sensors. Most of the existing studies have focused on traffic speed and time, and showed excellent estimation accuracy. However, despite of the importance of traffic volume, no satisfactory level of research has been reported on the dynamic traffic volume (5-minute unit) estimation. Therefore the dynamic traffic volume estimation for the road segment is a new research topic that can overcome the limitation of the spatial range of the vehicle detector and reduce the budget and resources for the traffic flow detection infrastructure in ITS.

In this study, it developed a model for estimating the dynamic traffic volume of the unobserved area using the moving traffic data (DSRC). The probe data will be larger than the time series volatility of traffic volume as sample data. A volatility reduction model (RM) was developed to reduce the time series volatility of probes. In addition, a expanding model was developed to broaden the sample probe to traffic volume. As a result, RCM(RM+CM) mode had the highest estimation accuracy. And the importance of RM in estimating dynamic traffic volume was confirmed. The accuracy of the RCM was confirmed to be competitive when compared with the accuracy of the current loop detector. The possibility of estimating the traffic volume by vehicle type was examined and the result of the

15-minute aggregation was reliable. As a result of the model performance evaluation, there was not much difference in accuracy even at the interval of 80km between observation points. It is confirmed that the traffic volume can be estimated stably regardless of the location of the unobserved point. Finally, it has confirmed that there is a possibility of traffic volume monitoring for the whole country using GPS data. As a result of the simulation analysis according to the probe sample rate, the error rate is about 11% when the probe occupancy rate is 1%. In other words, it proved that it can show comparable performance to the existing ITS detection system. This study is an initial study for recognizing the potential of individual vehicle route data and bringing the opportunity to apply in various fields. In the future, it is expected that it contributes greatly to the change and utilization of traffic information collection system in the road sector.

***keywords* : Probe data(DSRC), Dynamic Traffic Volume Estimation, Traffic Volume Estimation by Vehicle Type, Expanding Model, Reduction Model, Converting Model**

***Student Number* : 2014-31347**